

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA

Centro Tecnológico

Pós-graduação em Metrologia Científica e Industrial

**Identificação de Potenciais Aplicações da
Inteligência Artificial na Metrologia**

Dissertação submetida à Universidade Federal de Santa Catarina para obtenção
do Grau de Mestre em Metrologia

Jacques Robert Heckmann

Florianópolis, Dezembro de 1999.

Identificação de Potenciais Aplicações da Inteligência Artificial na Metrologia

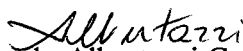
Jacques Robert Heckmann

Esta dissertação foi julgada adequada para obtenção do título de
Mestre em Metrologia
e aprovada na sua forma final pelo
Programa de Pós-graduação em Metrologia Científica e Industrial.



Prof. Carlos Alberto Flesch, M. Eng.

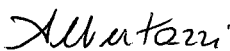
Orientador



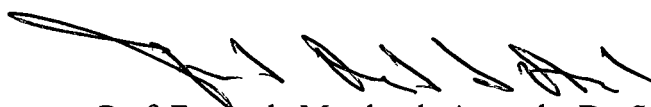
Prof. Armando Albertazzi Gonçalves Jr., Dr. Eng.

Coordenador do Curso de Mestrado em Metrologia Científica e Industrial

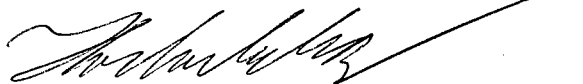
Banca Examinadora:



Prof. Armando Albertazzi Gonçalves Jr., Dr. Eng.



Prof. Fernando Mendes de Azevedo, Dr. Sc.



Prof. Frank Hrebabetzky, Dr. Rer. Nat.

Aos meus pais

João Heckmann (in memoriam) e

Edla Heckmann

A Deus

AGRADECIMENTOS

À minha mãe, Edla Heckmann, pelo apoio e incentivo irrestritos ao longo desses anos de trabalho, assim como em todos os dias de minha vida.

Ao professor Carlos Alberto Flesch, pela orientação e pelo sincero empenho para a realização deste trabalho.

À CAPES, pela concessão da bolsa de mestrado.

Ao LABMETRO e à Fundação CERTI, pelo apoio e estrutura concedidos para a concretização deste trabalho.

À Rosana Magali, secretária da Pós-MCI, pela atenção e suporte prestados ao longo deste trabalho.

À Carolina Niehues, pelo amor, paz e equilíbrio que me tem dado.

Aos amigos da pós-graduação, pelas contribuições concedidas através de sugestões e explicações e pelo espírito de companheirismo. Em especial aos amigos,

Luiz Soares Júnior,

Alexandre Moraes Barp,

Alexandre da Costa Silva,

Glaucio Andrey Maas, e

Telmo Martins Dias.

Aos meus irmãos, Jean e Doriane, pelo apoio e incentivo.

SUMÁRIO

Índice de Figuras	x
Índice de Tabelas	xii
Lista de Abreviaturas	xiii
RESUMO	xiv
ABSTRACT	xv
CAPÍTULO 1	1
INTRODUÇÃO	1
1.1 Cenário Atual da Relação entre Metrologia e Inteligência Artificial	1
1.2 Proposta do Trabalho	4
1.3 Estrutura do Trabalho	5
CAPÍTULO 2	6
APRESENTAÇÃO DAS TÉCNICAS MAIS USUAIS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E ANÁLISE DE SUA APLICABILIDADE	6
2.1 Inteligência Artificial	7
2.1.1 Histórico	8
2.1.2 Aplicabilidade	9
2.2 Técnicas da IA Consideradas	10
2.2.1 Sistemas Especialistas	11
2.2.1.1 Componentes Básicos e Funcionamento	12
2.2.1.2 Implementação	14
2.2.1.3 Vantagens e Desvantagens	15
2.2.1.4 Aplicações	16
2.2.2 Redes Neurais	17

2.2.2.1 O Modelo do Neurônio	18
2.2.2.2 Arquiteturas.....	19
2.2.2.3 Aprendizado	21
2.2.2.4 Alguns Modelos	22
2.2.2.5 Aplicações.....	31
2.2.3 Lógica Difusa.....	32
2.2.3.1 Variáveis Lingüísticas.....	33
2.2.3.2 Conjuntos Difusos	33
2.2.3.3 Funções de Pertinência	34
2.2.3.4 Sistemas Difusos	35
2.2.3.5 Fuzificação	37
2.2.3.6 Defuzificação	38
2.2.3.7 Aplicações.....	39
2.2.4 Raciocínio Baseado em Casos	41
2.2.4.1 Ciclo do RBCa	42
2.2.4.2 Definição de Caso	43
2.2.4.3 Etapas de Desenvolvimento de um Sistema de RBCa.....	43
2.2.4.4 Vantagens.....	46
2.2.4.5 Aplicabilidade de um Sistema de RBCa.....	47
2.2.4.6 Exemplos de Sistemas de RBCa	48
2.2.5 Algoritmos Genéticos.....	50
2.2.5.1 Funcionamento	50
2.2.5.2 Diferenças dos AG quanto a outros Métodos de Busca	53
2.2.5.3 Aplicabilidade dos AG.....	54
2.3 Classes de Problemas	55
2.3.1 Definição de Problema	55
2.3.2 Formação de Classes de Problemas	56
2.3.2.1 Classificação de Padrões.....	57
2.3.2.2 Categorização	57
2.3.2.3 Aproximação de Funções.....	58
2.3.2.4 Predição	58

2.3.2.5 Otimização	58
2.3.2.6 Memória Endereçável por Conteúdo	59
2.3.2.7 Controle.....	59
2.3.2.8 Diagnóstico	59
2.3.3 Resumo de Utilização das Técnicas em Problemas	60
CAPÍTULO 3	62
AVALIAÇÃO DA APLICABILIDADE DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NAS ATIVIDADES DO PROCESSO DE MEDIÇÃO	62
3.1 Estabelecimento dos Requisitos do Sistema de Medição.....	64
3.1.1 O que é Necessário Especificar.....	64
3.1.2 Rápida Descrição de Como é Realizada a Tarefa de Estabelecimento de Requisitos.....	68
3.1.3 Análise da Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nos Problemas de Estabelecimento dos Requisitos do Sistema de Medição	69
3.2 Projeto do Processo de Medição	70
3.2.1 Princípio de Medição.....	71
3.2.2 Procedimento de Medição	72
3.2.3 Estabelecimento do Processo de Medição.....	74
3.2.4 Análise de Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nos Problemas de Projeto do Processo de Medição.....	76
3.3 Avaliação de Incerteza	78
3.3.1 Guia para Expressão da Incerteza de Medição - "ISO-GUM"	78
3.3.2 Guia para Avaliação de Incerteza de Medição, na Calibração de Sistema de Medição e na Verificação de Produto - ISO/TR 14253-2.....	80

3.3.3	Análise de Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nos Problemas de Avaliação de Incerteza	82
3.4	Validação das Medições	83
3.4.1	Validação de um Conjunto de Leituras	85
3.4.2	Validação de uma Única Medição	87
3.4.3	Análise de Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nos Problemas de Validação das Medições	88
3.5	Calibração de Sistemas de Medição	89
3.5.1	Procedimento Geral de Calibração	90
3.5.2	Seleção do SMP	91
3.5.3	Determinação do Número de Pontos e sua Distribuição por Faixa de Medição	91
3.5.4	Determinação do Número de Ciclos de Medição	91
3.5.5	Incerteza de Medição na Calibração	92
3.5.6	Certificado de Calibração	93
3.5.7	Intervalos de Calibração	94
3.5.8	Análise de Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nos Problemas de Calibração de Sistemas de Medição	98
3.6	Interpretação de Resultados de Medição	99
3.6.1	Avaliação de Conformidade de Sistemas de Medição	102
3.6.2	Avaliação de Conformidade de Produtos e Processos (Mensurando)	102
3.6.3	Análise de Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nos Problemas de Interpretação de Resultados de Medição	104

3.7 Resumo da Análise de Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nas Atividades do Processo de Medição	105
CAPÍTULO 4	108
ESTUDO DE CASO - APLICAÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS NA MINIMIZAÇÃO DE INCERTEZAS NA LINEARIZAÇÃO DE TERMISTORES ...	108
4.1 Apresentação do Problema de Linearização de Termistores.....	108
4.2 Linearização de Termistores.....	109
4.3 Aplicação do AG ao problema.....	112
4.4 Equacionamento.....	114
4.5 Função de Avaliação	115
4.6 Representação e Operadores.....	116
4.7 Resultados.....	117
4.8 Análise de Incertezas.....	119
4.9 Conclusões sobre o Estudo de Caso.....	121
CAPÍTULO 5	123
CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	123
5.1 Conclusões.....	123
5.2 Sugestões para Trabalhos Futuros.....	129
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	130

Índice de Figuras

Figura 2-1 - Representação Esquemática da Evolução da IA neste Século	8
Figura 2-2 - Representação Esquemática do Funcionamento de um Sistema Especialista	12
Figura 2-3 - O neurônio de McCulloch-Pitts.....	19
Figura 2-4 - Classificação das RNA a Serem Discutidas.....	20
Figura 2-5 - Perceptron de uma Camada Simples	24
Figura 2-6 - Estrutura Básica da Radial Basis Function	26
Figura 2-7 - Exemplo de Função de Pertinência.....	35
Figura 2-8 - Função de Pertinência Representando a Incerteza numa Leitura de Tensão	38
Figura 2-9 - Comparações entre Conjuntos Difusos e Leituras Determinísticas e Difusas: (a) Conjunto Difuso e Leitura Determinística; (b) Conjunto Difuso e Leitura Difusa.....	38
Figura 2-10 - Representação Gráfica dos Principais Métodos de Defuzificação	39
Figura 2-11 - Ciclo de Funcionamento de RBCa	42
Figura 2-12 - Representação Gráfica do Operador de Cruzamento	52
Figura 3-1 - Grafo das Dependências das Atividades no Contexto da Garantia da Qualidade nos Processos de Medição.....	63
Figura 3-2 - O Procedimento de Geração de Especificações	68
Figura 3-3 - Método PUMA Aplicado ao Gerenciamento de Incerteza de Medição para Desenvolver um Processo de Medição.....	75
Figura 3-4 - Fluxograma de Avaliação e Expressão da Incerteza de Medição pelo "ISO- GUM".	79
Figura 3-5 - Método PUMA Aplicado no Gerenciamento de Incerteza de Medição para uma Tarefa e Processo de Medição Definidos.....	81
Figura 3-6 - Gráfico de Controle Conforme o Item A.3.2, do Anexo A, da Norma NBR ISO 10012-1 para um Suposto SM.....	96
Figura 3-7 - Exemplo de Função de Pertinência para a Variável Lingüística “Condições de Armazenamento”	99

Figura 3-8 Relação entre a Incerteza do Processo de Medição (ou Calibração) e a Tolerância (para Grandeza Específica) ou Erro Máximo Admissível (para Sistema de Medição).....	101
Figura 4-1 - Linearização com 1 termistor.....	110
Figura 4-2 - Circuito de linearização com 3 termistores.....	110
Figura 4-3 - Linearização por rede logarítmica	111
Figura 4-4 - Representação Binária Adotada para Codificar os Indivíduos da População	116
Figura 4-5 - Erros de linearidade na melhor combinação	118
Figura 4-6 - Gráfico das Incertezas Padrão para o Melhor Circuito Encontrado.....	122

Índice de Tabelas

Tabela 2-1 - Funções de Ativação mais Empregadas	19
Tabela 2-2 - Tipos de Aprendizado e suas Regras.....	23
Tabela 2-3 - Interpretação dos Conectivos entre os Antecedentes das Regras Segundo Zadeh	36
Tabela 2-4 - Avaliação da Aplicabilidade de Cada Técnica às Classes de Problemas	61
Tabela 3-1 - Tópicos para uma Especificação de Requisitos de SM segundo Cook.....	65
Tabela 3-2 - Caracterização da Tarefa de Medição no Controle Geométrico.....	67
Tabela 3-3 - Características Metrológicas e Operacionais Comuns a quase Todos os SM	67
Tabela 3-4 - Regras para Decisão sobre a Conformidade ou não Conformidade de Grandezas Específicas e de Sistemas de Medição com suas Especificações.	103
Tabela 3-5 - Resumo das Classes de Problemas Encontrados nas Atividades do Processo de Medição.....	105
Tabela 3-6 - Resumo da Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nas Atividades do Processo de Medição.....	106
Tabela 4-1 - Coeficientes dos Termistores.....	113
Tabela 4-2 - Resultados de simulações de diferentes funções de avaliação	115
Tabela 4-3 - Resultados das 10 melhores combinações para a faixa de medição de (0 a 100) °C	117
Tabela 4-4 - Resultados de Simulações Realizadas para a faixa de medição (-50 a +50) °C	118
Tabela 4-5 - Resultados de Simulações Realizadas para a FM de (+10 a +30) °C.....	119

Lista de Abreviaturas

AG	–	Algoritmo Genético
ART	–	<i>Adaptive Resonance Theory</i>
FM	–	Faixa de Medição
IA	–	Inteligência Artificial
IM	–	Incerteza de Medição
LD	–	Lógica Difusa
LMS	–	<i>Least Mean Square</i>
MLP	–	<i>MultiLayer Perceptron</i>
PM	–	Processo de Medição
RBCa	–	Raciocínio Baseado em Casos
RBF	–	<i>Radial Basis Function</i>
RNA	–	Rede Neural Artificial
SE	–	Sistema Especialista
SM	–	Sistema de Medição
SMC	–	Sistema de Medição a calibrar
SMP	–	Sistema de Medição Padrão
SOM	–	<i>Self-Organising Map</i>

RESUMO

Atualmente, nas mais diversas áreas do conhecimento, as exigências em termos de confiabilidade dos processos metrológicos têm crescido significativamente, fazendo com que cada vez mais a Metrologia tome destacada importância a nível mundial.

Simultaneamente, a Inteligência Artificial emerge como uma disciplina científica promissora, sendo que os benefícios de suas técnicas são investigados nas mais diversas áreas do conhecimento. Nessas, verifica-se que o desenvolvimento de aplicações bem sucedidas requer uma cooperação estreita entre as diferentes competências envolvidas.

Embora seja notável o número de publicações sobre aplicações de técnicas de Inteligência Artificial em outras áreas científicas, são raros os trabalhos que tratam desse assunto aplicado à Metrologia.

Com vistas à aproximação dessas duas áreas de conhecimento, o presente trabalho faz uma avaliação abrangente das possibilidades de aplicação das técnicas atuais de Inteligência Artificial nos problemas da Metrologia, mais especificamente, nos problemas das atividades do processo de medição ligadas à confiabilidade metrológica. Desses, os que possuem características adequadas à aplicação de tais técnicas são identificados e analisados, formando uma lista de oportunidades de aplicação.

Como consequência do trabalho realizado, também é apresentado um resumo sobre quando e porque utilizar cada técnica e sobre as ferramentas existentes que podem auxiliar na sua implementação. Esse resumo tem a intenção de servir de guia em pesquisas iniciais por técnicas atuais disponíveis em Inteligência Artificial.

A viabilidade de aplicação de uma dessas técnicas é constatada num estudo de caso sobre a aplicação da técnica de Algoritmos Genéticos na minimização de incertezas na linearização de termistores. Foram obtidos circuitos viáveis com incertezas menores do que naqueles oferecidos pelos fabricantes e do que naqueles encontrados em publicações especializadas.

ABSTRACT

In the present time, the demands in terms of reliability of the metrological processes have been growing significantly in several areas of knowledge, giving to Metrology an outstanding world-wide importance.

Simultaneously, Artificial Intelligence emerges as a promising scientific discipline, and the benefits of its techniques are investigated in several areas of knowledge, where was been recognised that the development of well succeeded applications need a narrow co-operation among the different involved competencies.

Despite of the notable number of publications about applications of techniques of Artificial Intelligence in another scientific areas, the works that deal with that subject applied to Metrology are rare.

In attempting to approximate these two areas of knowledge, this present work makes a comprehensive evaluation of the application of Artificial Intelligence techniques in the Metrology field, focused on problems of measurement process related to the metrological reliability. Opportunities of applications of such techniques in problems that possesses suitable characteristics are identified and analysed.

As a consequence of the accomplished work, a compilation is also presented showing how to use each technique, as well as a study of the existent tools used to aid its implementation. This compilation has the intention to guide initial researches for the available current techniques in Artificial Intelligence.

The viability of application of one of these techniques is verified in a case of study. The Genetic Algorithms technique was applied to minimise the uncertainties in the linearization circuit of thermistors. As a result smaller uncertainties than those specified by manufacturers and related publications were achieved.

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1 Cenário Atual da Relação entre Metrologia e Inteligência Artificial

Observa-se que a nível mundial a Metrologia vem ganhando destacada importância. Atualmente, nas mais diversas áreas do conhecimento, as exigências em termos de confiabilidade dos processos metrológicos têm crescido significativamente, fazendo com que o nível mínimo de exigência na apresentação dos resultados experimentais seja muito superior ao que era considerado como plenamente aceitável a poucos anos atrás.

A exigência mínima admitida atualmente é que em qualquer situação em que a atividade metrológica esteja presente, obtenha-se de um resultado onde, além da perfeita caracterização dos mensurandos e dos valores das grandezas de influência, sejam conhecidas as incertezas inerentes, associadas a níveis de confiabilidade.

Outra constatação é a tendência da atividade metrológica constituir-se cada vez mais numa atividade especialista de caráter multidisciplinar. Assegurar resultados confiáveis exige amplos conhecimentos em três cenários distintos:

- a) fundamentação metrológica; caracterizada pelo conhecimento dos preceitos da Ciência da Medição, solidamente edificados sobre uma base estatística e matemática que permita assegurar que os procedimentos experimentais e os concernentes processamentos aplicados sejam adequados. Esse conhecimento metrológico precisa direcionar tanto as atividades fins no tocante a medições, como as atividades meio, que indiretamente garantem a rastreabilidade dos resultados aos padrões internacionais;
- b) instrumentação de medição; consistindo no conhecimento dos meios físicos utilizados nas medições, suas particulares potencialidades e limitações, de forma que meios adequados às reais condições de utilização sejam selecionados. As fontes de incerteza e suas contribuições quantitativas na composição dos resultados precisam estar perfeitamente estabelecidas;

- c) processo no qual a atividade metrológica se insere; determinado pelo conhecimento das razões pelas quais as medições são feitas, das aplicações dos resultados das medições e de suas implicações no comportamento do processo ou produto. É necessário que haja o perfeito conhecimento dos valores que as grandezas de influência e ruídos no processo de medição possam assumir.

Observa-se que a atividade metrológica requer um conhecimento especialista que é difícil e demorado de ser obtido em um especialista humano. Tal especialização implica informação e experiência, e essa última não há como ser obtida pelo especialista humano senão com o tempo.

A própria informação, pelo volume e pelo caráter multidisciplinar envolvido, provavelmente supera a capacidade de absorção humana de conhecimentos, a menos que lhe seja colocado a disposição um tempo relativamente grande para aprendizado, o que, provavelmente, vai estar cada vez menos disponível. O crescimento vertiginoso da atividade metrológica tende a exigir uma formação de muitos profissionais especializados em poucos anos, como também sua constante atualização e aperfeiçoamento.

No tocante ao conhecimento da instrumentação, por exemplo, é cada vez maior o grau de incorporação aos instrumentos de novas tecnologias, as quais lhes conferem facilidades incontestáveis, porém muitas vezes também trazem dificuldades em termos de análise metrológica. A modularização, por exemplo, em geral altamente desejável em termos econômicos e operacionais, do ponto de vista da confiabilidade metrológica impõe novos requisitos que precisam estar perfeitamente dominados e, caso a caso, quantificados. Um exemplo é a multiplexação de sinais, a qual individualmente pode conduzir a medição a incertezas maiores que as devidas a todo o restante da cadeia de medição. Também o aumento das frequências de aquisição, se por um lado tem trazido a possibilidade de realização de ensaios mais dinâmicos e com maior exatidão, tem também feito com que os instrumentos trabalhem muitas vezes perto dos limites teóricos no tocante a ruídos elétricos, por exemplo.

Muitos dos problemas atuais no contexto da metrologia não têm solução satisfatória mesmo quando existem especialistas humanos envolvidos. É o caso do estabelecimento de intervalos de calibração, que é atualmente um problema sem solução adequada. Tal problema é tratado geralmente de forma totalmente empírica, ou então por aplicação de normas sem a devida fundamentação técnico-científica. Os poucos métodos atualmente propostos são bastante simplistas.

Analisando-se o problema da confiabilidade metrológica sob enfoque das atividades inerentes observa-se que a calibração de instrumentos tem destacada função. No entanto, conhecer a incerteza de resultados de medições exige o conhecimento das características metrológicas dos instrumentos nas condições em que o mesmo é empregado, e, no momento em que ele é empregado. Há então necessidade de se conseguir transferir as características dos instrumentos, determinadas em uma calibração, a intervalos adequados às particularidades de cada aplicação, para as suas reais condições de uso. Há uma indissolubilidade entre o uso do instrumento e a sua calibração, exigindo do especialista envolvido os conhecimentos atinentes aos três cenários anteriormente citados e, certamente, de que tal especialista disponha de uma base de dados que contenha um histórico de calibrações.

Num outro contexto, mas de modo simultâneo, a Inteligência Artificial (IA) emerge como uma disciplina científica promissora, sendo que os benefícios de suas técnicas têm sido investigados nos mais diversos campos. Nessas investigações, tem-se verificado que o desenvolvimento de aplicações bem sucedidas requer uma cooperação estreita entre as diferentes competências envolvidas.

Entretanto são raros os trabalhos que focam a aplicação da Inteligência Artificial essencialmente em Metrologia ou em Confiabilidade Metrológica, fato que pode ser atribuído ao pouco tempo de existência dessas duas ciências. Por outro lado, é notável o número de publicações em outras áreas que tem como conteúdo alguma técnica de Inteligência Artificial, especialmente na área de instrumentação. Somente a título de exemplo, em revistas como a “*IEEE Instrumentation & Measurement*” há uma média de 2 artigos por publicação no período dos últimos 5 anos.

As tecnologias de Inteligência Artificial são aplicáveis, principalmente, onde existe inferência humana e esta necessita de alguma forma de auxílio ou automatização. No contexto das atividades dos Processos de Medição há um amplo campo em que podem ser explorados os recursos da Inteligência Artificial.

Frente a esse quadro, e ao fato da Inteligência Artificial ser vista como um fato novo incidindo sobre a área metrológica, é que o grupo de pesquisas do LabMetro – Laboratório de Metrologia e Automatização, pertencente ao Departamento de Engenharia Mecânica da UFSC – se interessa em investigar aplicações dessas técnicas de Inteligência Artificial nos problemas da área metrológica.

O resultado deste trabalho certamente indicará o caminho para que novos desenvolvimentos sejam feitos no sentido de que se utilize a Inteligência Artificial como forma de contribuir para a garantia da confiabilidade metrológica nos mais diferentes campos do conhecimento.

1.2 Proposta do Trabalho

O principal objetivo do trabalho é fazer uma avaliação abrangente das possibilidades de aplicação das técnicas de Inteligência Artificial nos problemas das atividades dos Processos de Medição, com enfoque na área de Confiabilidade Metrológica. Os problemas que possuem características adequadas à aplicação de tais técnicas são identificados e analisados. Assim, este trabalho procura encontrar oportunidades para o desenvolvimento de ferramentas computacionais que permitam auxiliar o especialista em metrologia nas suas tarefas cotidianas.

Inserido no objetivo principal, encontra-se o desenvolvimento de uma aplicação que utilize alguma das técnicas de Inteligência Artificial, capaz de solucionar um dos problemas levantados e que demonstre a aplicabilidade da Inteligência Artificial dentro da Metrologia.

Como objetivos secundários lista-se:

- a) sistematizar o conhecimento acerca das atividades do Processo de Medição, mais especificamente, das atividades com enfoque em confiabilidade metrológica;
- b) sistematizar o conhecimento acerca das principais técnicas disponíveis na área de Inteligência Artificial;
- c) aproximar as tecnologias de Inteligência Artificial com os problemas enfrentados pela área de Metrologia.

Os meios para o desenvolvimento do trabalho foram:

- a) levantamento e estudo de normas e documentos atuais que relacionam-se à metrologia, em especial às atividades do Processo de Medição;
- b) avaliação de pontos críticos em cada atividade do Processo de Medição;

- c) desenvolvimento de uma aplicação em programa de computador para avaliar a potencialidade das técnicas de Inteligência Artificial.

1.3 Estrutura do Trabalho

No capítulo 2 é realizada uma ampla revisão bibliográfica, a fim de estudar, com a devida profundidade, as várias tecnologias disponíveis na área de Inteligência Artificial, para averiguar exatamente qual o conjunto total de tipos de problemas que essa área se propõe a tratar. É elaborado um resumo sobre quando e porque utilizar cada técnica, como também um estudo sobre as ferramentas existentes, que podem auxiliar na sua implementação. Esse capítulo é propositadamente extenso, haja vista que uma das propostas deste trabalho é introduzir a Inteligência Artificial no meio de conhecimento da Metrologia.

No capítulo 3 cada atividade do Processo de Medição é caracterizada no contexto metrológico, sendo dada atenção especial aos pontos onde a interação humana pode ser automatizada e agilizada. À medida que cada atividade é estudada, procura-se identificar as oportunidades de aplicação das técnicas mais adequadas disponíveis na Inteligência Artificial sobre os pontos críticos encontrados nessas atividades. Paralelamente é feito um levantamento dos trabalhos já realizados sob a mesma ótica, com o intuito de verificar como foram aplicadas as técnicas de Inteligência Artificial, quais foram estas técnicas e quais problemas foram atacados.

O capítulo 4 traz um Estudo de Caso, que tem por objetivo validar todo o raciocínio desenvolvido na fase anterior através da construção de uma aplicação. Essa aplicação deve ser capaz de demonstrar que realmente é possível aplicar uma técnica de Inteligência Artificial a um problema de uma atividade do Processo de Medição, obtendo-se bons resultados operacionais e metrológicos. Para isso, o problema selecionado é estudado com significativo aprofundamento.

No capítulo 5 são apresentadas as conclusões do trabalho. São resumidas aquelas que foram identificadas como as principais potenciais aplicações de Inteligência Artificial nos problemas das atividades do Processo de Medição. Adicionalmente são apresentadas sugestões para a realização de futuros trabalhos que aproximem a Inteligência Artificial da Metrologia.

CAPÍTULO 2

APRESENTAÇÃO DAS TÉCNICAS MAIS USUAIS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E ANÁLISE DE SUA APLICABILIDADE

Nas últimas décadas, a Inteligência Artificial (IA) emergiu como uma disciplina científica promissora. Os benefícios potenciais das técnicas de IA têm sido investigados em um grande número dos mais diversos campos (medicina [1,2] e engenharia rodoviária [3,4], por exemplo), e tem sido geralmente reconhecido que aplicações bem sucedidas decorrem de uma cooperação estreita entre diferentes competências [5]. A aplicabilidade de tecnologias de IA se dá onde existe inferência humana e esta necessita de alguma forma de auxílio ou automatização [6]. Assim, acredita-se que a área de metrologia possua muitas tarefas típicas da aplicação de ferramentas de IA.

A IA compreende várias tecnologias, tais como: algoritmos genéticos, redes neurais, sistemas especialistas, raciocínio baseado em casos e lógica difusa. Entretanto, as obras que tratam de IA não costumam estruturar a área por estas técnicas. O que se observa são obras que estruturam o assunto por aplicações das técnicas, ou seja, por Algoritmos de Busca, Solução de Problemas, Entendimento de Linguagem e assim por diante. Mesmo havendo uma quantidade extremamente grande de obras que enfocam a IA, existe uma carência de obras que estruturem essa área da maneira como os cursos de graduação e pós-graduação oferecem esses conteúdos atualmente.

Freqüentemente encontram-se pessoas que dominam bem uma determinada técnica de IA. Entretanto, é bastante difícil encontrar alguém que possua um conhecimento geral a respeito de todas as técnicas e do que elas são capazes. Por exemplo, é tão interessante que alguém seja um especialista em Redes Neurais, quanto também é importante que este conheça, e se possível domine, outras técnicas que resolvam o mesmo tipo de problema que as Redes Neurais resolvem. Isso faz com que este especialista tenha a devida fundamentação quanto à resolução do mesmo problema por outros métodos.

Não se conseguiu identificar um guia de técnicas de IA, que sirva de referência para saber-se qual a aplicabilidade de cada técnica em problemas de metrologia. Um guia de tal conteúdo, se disponível, teria grande aplicação por parte dos interessados nesta área, auxiliando-os a saber como escolher e aplicar uma determinada técnica de IA nos problemas

do seu domínio. Para tanto, é necessário que se apresente cada técnica de uma forma compreensível pelos metrologistas, ou seja, que apresente cada uma delas conforme as características dos problemas de metrologia.

Da mesma maneira, é grande a dificuldade para encontrar alguma obra, pelo menos até então, que contenha um resumo das técnicas de IA da maneira como este trabalho se propõe a realizar, ou seja, enumerar a maior quantidade possível de técnicas atualmente disponíveis, enfocando a sua aplicabilidade. O que se observa é uma multiplicidade de obras, cada uma tratando de um ramo específico da área. Assim tem-se vários livros que tratam de Redes Neurais, outros que tratam de Algoritmos Genéticos, outros de Lógica Difusa, outros de Sistemas Especialistas e assim por diante.

A falta de literatura desse gênero cria diversas dificuldades para as pessoas que começam a se envolver com a área de IA. É necessário que se forneça a essas pessoas o conhecimento amplo de todas as possibilidades existentes dentro da área.

Pelo exposto, questiona-se:

- a) Qual é o atual conjunto de técnicas de IA disponível?
- b) Como, onde e por que cada técnica pode ser usada na resolução de problemas de metrologia? Quais as características de cada técnica com relação ao domínio de problemas da área de metrologia?
- c) Como se decidir pela aplicação de uma técnica para a resolução de um problema específico de metrologia?

O objetivo principal deste capítulo é sistematizar todo o conhecimento relativo às técnicas mais usuais verificadas dentro da área de IA, elaborando um guia de sua aplicação, com um enfoque bastante atual e de uma forma bastante concisa e clara. Como objetivo secundário busca-se evidenciar a ligação de tipos de problemas encontrados na metrologia com técnicas de IA.

2.1 Inteligência Artificial

Inteligência artificial é o campo de estudo multidisciplinar que persegue o objetivo de fazer o computador agir de maneira semelhante aos humanos.

A síntese de IA, pode ser dada, segundo Rich [6], como “a ciência de fazer o computador realizar tarefas que até agora, somente as pessoas podiam realizar e somente pessoas muito especializadas podiam realizar bem”. Existe atualmente uma ampla discussão a respeito do que seja inteligência, o que repercute diretamente em IA.

2.1.1 Histórico

O termo Inteligência Artificial (IA) foi criado por John McCarthy, da Universidade de Stanford, em 1956, para batizar a área da ciência da computação que se iniciou em meados dos anos 50 [6].

A história da IA se confunde com a própria história da ciência da informação [5]. A Figura 2-1 mostra esquematicamente o avanço da IA através deste século [7].

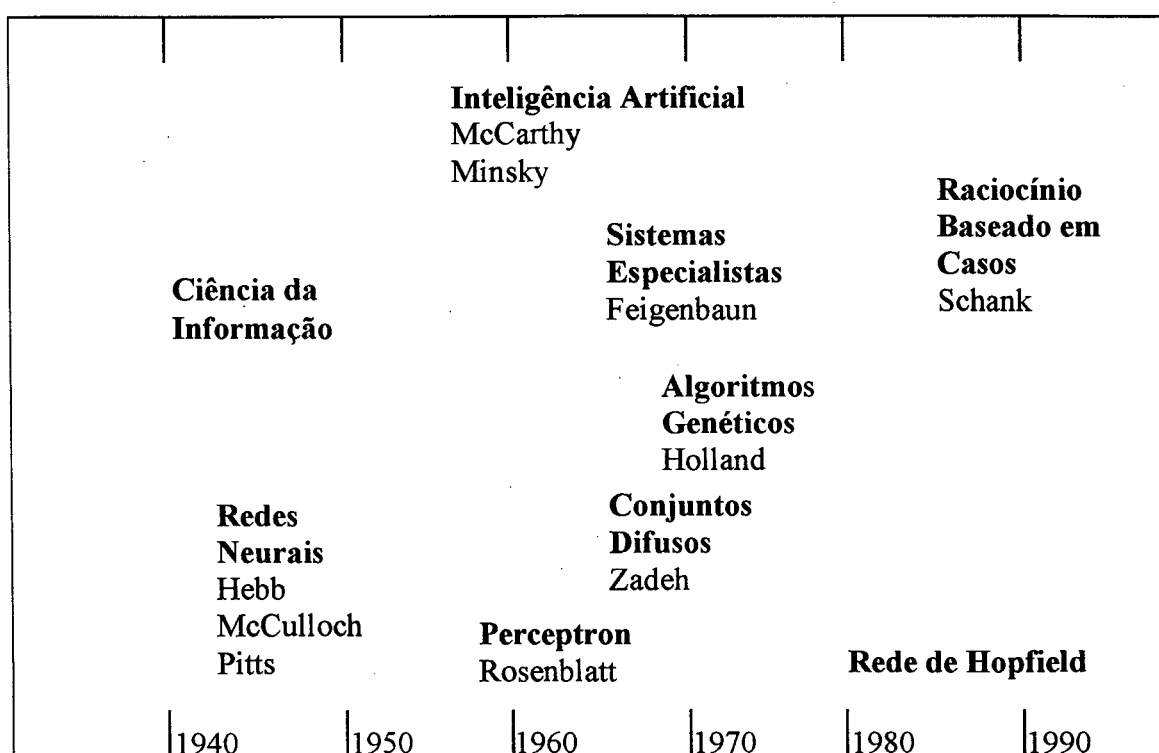


Figura 2-1 - Representação Esquemática da Evolução da IA neste Século

O tema Redes Neurais surge por volta de 1940 quando o neurofisiologista Donald Hebb interessou-se em estudar o mecanismo de aprendizagem das redes neurais biológicas [8]. Em 1943, McCulloch e Pitts propuseram um modelo simplificado de neurônios biológicos [9]. Em 1958, Rosenblatt demonstrou algumas aplicações práticas usando o perceptron [1].

Em 1965, Zadeh propõe a base da lógica difusa, também chamada de lógica nebulosa ou “fuzzy logic”, que lida com a avaliação de expressões lógicas, contendo valores incertos [10].

Já na década de 60 e 70, cientistas em informática, juntaram-se a psicólogos, filósofos e linguistas, criando 3 áreas de pesquisa em IA [6]:

- sistemas especialistas (SE);
- reconhecimento de imagens;
- processamento da linguagem natural.

No período da década de 60 e 70 foi grande o desenvolvimento da tecnologia de SE, tendo como exemplos expoentes o DENDRAL (programa para fazer análises químicas) e o MYCIN (programa para auxílio no diagnóstico de infecções que provocam a inflamação das membranas que envolvem o cérebro e a medula) [6].

Os Algoritmos Genéticos (AG), uma das técnicas da área de computação evolucionária, inspirada nos conceitos de genética e Teoria da Seleção Natural de Charles Darwin foi criado por John Holland, na Universidade de Michigan, entre os anos 60 e 70 [11].

Após um longo período de dormência que vai de 1969 a 1980, o estudo de Hopfield sobre redes neurais faz o assunto ressurgir, com a tônica que é encontrada até os dias de hoje [9].

Em 1982, Roger Schank lança as raízes da área de raciocínio baseado em casos [12].

A partir da década de 80 até os dias de hoje, observa-se uma intensa exploração dessas técnicas, com ênfase nos sistemas de arquiteturas híbridas, resultantes da fusão entre duas ou mais técnicas de IA [7,13-15].

2.1.2 Aplicabilidade

A aplicabilidade de tecnologias de IA se dá onde existe inferência humana e esta necessita de alguma forma de auxílio ou automatização. Formalmente, essas tecnologias são aplicáveis quando é apresentada uma das seguintes situações abaixo [6]:

- não é possível desenvolver um modelo matemático para o problema que se aproxime suficientemente do comportamento real do sistema;

- o problema é tal que algumas das restrições são especificadas de forma não apropriada e que não podem ser expressas matematicamente;
- a complexidade e o tamanho do problema são tais que uma solução completa não poderia ser obtida em tempo razoável;
- a metodologia empregada pelo especialista humano na solução não pode ser expressa em um algoritmo ou forma matemática.

Entretanto, existem alguns aspectos negativos e limitações referentes a aplicações da IA. Algumas delas são [6]:

- a complexidade de implementação de certas tecnologias;
- a dificuldade de comprovação matemática de resultados obtidos com a aplicação de algumas tecnologias.

2.2 Técnicas da IA Consideradas

Muitas tecnologias de IA estão se tornando úteis como abordagens alternativas para técnicas convencionais ou como componentes de sistemas integrados. Este tópico apresenta os fundamentos de tecnologias que são estudadas neste trabalho.

As técnicas de inteligência artificial consideradas neste trabalho são:

- Sistemas Especialistas (SE);
- Redes Neurais (RNA);
- Lógica Difusa (LD);
- Raciocínio Baseado em Casos (RBCa);
- Algoritmos Genéticos (AG).

Diversos autores, como Medsker [7], também utilizam este modelo de conjunto de tecnologias inteligentes, reforçando a divisão aqui adotada.

Embora neste trabalho cada tecnologia seja considerada separadamente, esforços têm sido envidados no sentido de aglomerar diversas técnicas com o intuito de unir o que cada uma delas oferece de melhor [16]. A maioria das atividades recentes tendem a várias formas de sistemas híbridos, como a aplicação da teoria dos conjuntos difusos a outras áreas como as redes neurais, sistemas especialistas e algoritmos genéticos, por exemplo.

O conceito fundamental de sistemas híbridos é o de associar benefícios de diferentes tecnologias de modo a criar novas aproximações para solucionar problemas. Por exemplo, não existe a capacidade de aprender em sistemas que utilizam a lógica difusa. Já sistemas difusos aliados a redes neurais podem possuir tal capacidade [7].

Segundo Lapolli [17], como grande parte do conhecimento humano é vago e impreciso, envolvendo freqüentemente informações inexatas, os sistemas especialistas poderiam lidar com essas informações com auxílio da lógica difusa. Para ele, então, seria possível tratar conceitos difusos inerentemente humanos; informações não seguras ou incompletas; e, opiniões diferentes, oriundas de diferentes especialistas.

Aplicações de algoritmos genéticos combinados com controle difuso estão começando a serem implementadas, não somente à nível acadêmico, mas também à nível comercial [2].

Sobre cada técnica, é fornecida, nos tópicos a seguir, uma visão sobre o que essa consiste, qual sua serventia, como pode ser implementada e quais ferramentas são capazes de suportar sua implementação. Adicionalmente, para cada técnica são providos exemplos de aplicações.

Embora o capítulo seja uma revisão extensiva dos tópicos abordados, dever-se-á recorrer à bibliografia, para maiores detalhes de implementação de cada técnica.

2.2.1 Sistemas Especialistas

Sistemas especialistas (SE) são programas que emulam os métodos humanos de resolver problemas em algum domínio específico de conhecimento [5,18]. Um especialista, neste contexto, é alguém que consegue resolver um problema que a maioria das pessoas não consegue.

Os sistemas especialistas foram os primeiros programas da área de IA com sucesso comercial. Um dos primeiros SE desenvolvidos foi o MYCIN, realizado na Stanford University em meados da década de 70, para ajudar no diagnóstico médico de certas doenças bacterianas. Outro exemplo de SE comercializado é o PROSPECTOR, que foi criado por Duda, Hard e Reboh. É um SE em geologia, que prediz qual é a probabilidade de encontrar um certo mineral em uma determinada região [18].

2.2.1.1 Componentes Básicos e Funcionamento

A arquitetura de um SE sofre as mais diversas influências, desde a generalidade pretendida até os objetivos que motivaram sua construção. Um modelo geral de arquitetura de sistema especialista pode ser visto na Figura 2-2 [16].

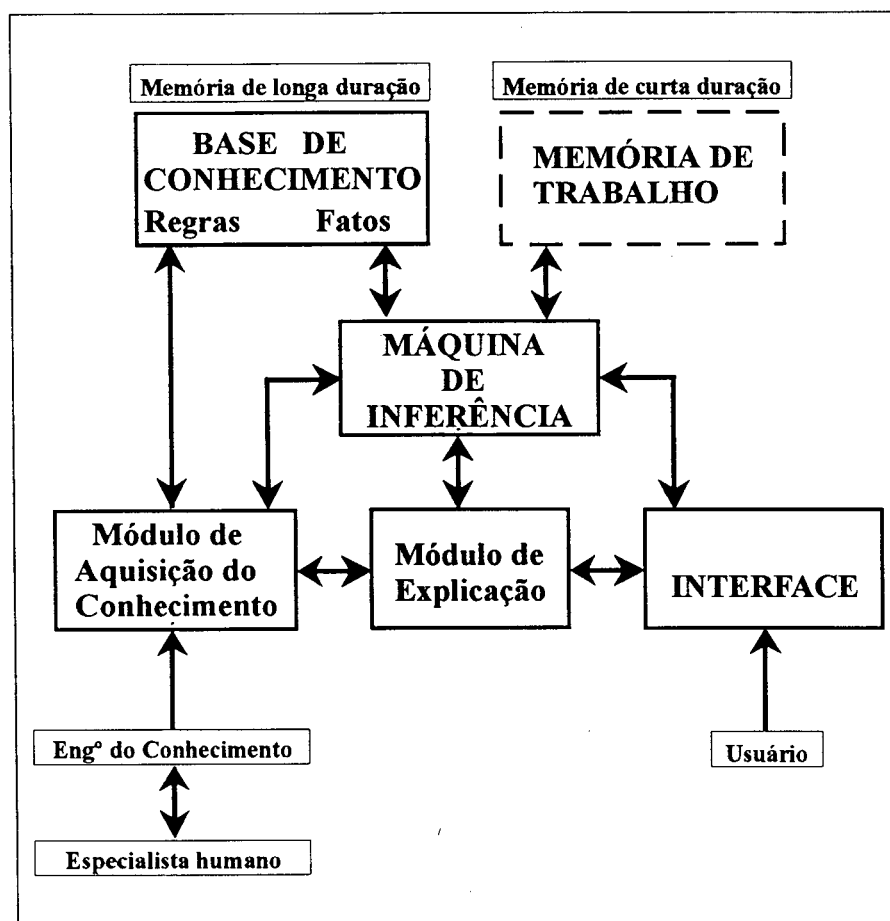


Figura 2-2 - Representação Esquemática do Funcionamento de um Sistema Especialista

A *base de conhecimento*, sem dúvida a parte mais importante de todo o SE, contém o conhecimento propriamente dito, representado sob a forma de regras de produção, quadros, redes semânticas ou outra forma qualquer [16]. A forma de representação do conhecimento afeta diretamente o desenvolvimento, a eficiência e a manutenção dos SE. As regras de produção são a forma mais utilizada para representar o conhecimento [5], sendo compostas de premissa e conclusão (na forma 'IF <premissa(s)> THEN <conclusão(ões)>', onde premissa e conclusão são proposições lógicas). A popularidade das regras de produção pode ser devida a fatores como a facilidade de encapsulamento do conhecimento e expansão do SE por desenvolvimento incremental, a facilidade na construção do módulo de explicação e a facilidade para explicar ao especialista a estrutura de conhecimento que tenta-se extrair dele.

O processo de construir uma base de conhecimento de um SE é chamado freqüentemente de *engenharia de conhecimento* [19]. Tipicamente envolve uma forma especial de interação entre o desenvolvedor do SE, chamado de *engenheiro de conhecimento*, e um ou mais especialistas em alguma área. O engenheiro de conhecimento ‘extrai’ dos especialistas seus procedimentos, estratégias, e regras cotidianas utilizadas na área, e insere este conhecimento na base de conhecimento do SE.

A *máquina de inferência*, ou mecanismo de inferência, não é normalmente um único módulo de programa. É, em geral, entendida como compreendendo o interpretador de regras e o escalonador das regras, quando o sistema especialista envolve regras de produção. Porém em outras formas de representação do conhecimento, pode estar intimamente ligado à estrutura de representação, sendo algo difícil de separar nitidamente. A máquina de inferência envolve diferentes estratégias de solução, sendo normalmente utilizado o encadeamento para frente (onde deve-se ter vários fatos e quer-se chegar a uma conclusão) e encadeamento para trás (quando quer-se provar uma conclusão ou hipótese) [20]. No encadeamento para frente o SE inicia com uma informação inicial sobre o problema, inserida na memória de trabalho; passa pelas regras verificando se suas premissas “casam” com os conteúdos da memória de trabalho; se “casam” o sistema avalia a regra associada colocando sua conclusão na memória de trabalho, repetindo este processo até que a resposta seja encontrada. Já no encadeamento para trás, reúne-se um conjunto de regras cujas conclusões coincidem com a hipótese a provar, as quais são então avaliadas até que se encontre todas as premissas necessárias.

A *memória de trabalho* é a área de trabalho do SE, que armazena informações, fatos e estruturas de suporte ao funcionamento do sistema, quando este realiza a inferência. Embora todos os sistemas utilizem a memória de trabalho, nem todos a tem como um componente explícito. Pode ser dividida em 3 partes [16]. O ‘plano de atuação’ contém elementos que descrevem a estratégia geral de solução a ser seguida. Realiza a validação das condições importantes das regras, liga variáveis a estas condições e faz as alterações ditadas pelas regras. A ‘agenda’ registra as ações em espera de execução, interagindo com o escalonador de regras (que informa qual a ação mais proveitosa a ser executada no instante seguinte). Por fim, a parte ‘solução’ contém os elementos que compõem as soluções potenciais.

O *módulo de aquisição do conhecimento* é o módulo que permite ao sistema ampliar e alterar seu conhecimento. Geralmente é um dispositivo munido de recursos para trabalhar o conhecimento (editores, ordenadores, classificadores e outros) que auxiliam na difícil tarefa

do engenheiro de conhecimento de extrair-lo e aproveitá-lo adequadamente a partir do especialista humano. É interessante que o SE disponha de um mecanismo de aprendizagem que permita adquirir conhecimento de uma forma automatizada a partir de alguma fonte. Suas atribuições são a depuração da base de conhecimento, reordenação de prioridades e o estabelecimento de mecanismos de controle para a expansão da árvore de busca [21].

O *módulo de explicação* é uma capacidade de questionamento, fornecida ao usuário, seja para repetir uma dedução efetuada, seja para responder a outras questões que o sistema especificamente permita. A justificação é um requisito obrigatório nos SE, sendo responsável por responder a perguntas como ‘porque e como chegou a determinada conclusão’.

A *interface* é a visão do SE fornecida ao usuário final. O usuário é, em geral, alguém que não participou da elaboração do SE, sendo, portanto, natural que não conheça as estruturas mantenedoras do sistema e, que, provavelmente, não esteja familiarizado com as formas de representação do conhecimento adotadas. Para que os potenciais usuários possam acessar com proveito e sem maiores dificuldades o SE, é preciso, então, muni-los de recursos para a consulta. Para contornar a linguagem da técnica ‘computacional’ e da engenharia do conhecimento, esses módulos estabelecem uma linguagem orientada para o problema, podendo ser um subconjunto da língua nativa, em forma de perguntas, menus, ícones, fatos, respostas e justificativas.

2.2.1.2 Implementação

A implementação de um SE compreende diversos estágios. Primeiramente, deve-se responder questões como: a) que classes de problemas o sistema deverá resolver; b) como poderiam ser caracterizados ou definidos esses problemas; c) quais são os dados; d) quais os termos importantes e suas inter-relações; e) o que é uma solução; e, f) que aspectos o perito humano acha importante numa solução. Respondidas essas perguntas, o engenheiro de conhecimento e o especialista estão em condições de descrever os principais elementos do problema; em outras palavras, formalizar o problema e identificar o objetivo. Deve-se, ainda, estudar quais as possíveis representações e ferramentas que poderão servir de base para implementação. Logicamente, devem ser consideradas questões de ordem prática como alocação de recursos e pessoal, entretanto essas estão fora do escopo deste trabalho.

Num estágio posterior, deve-se realizar a formalização do SE. Encontra-se aí embutida a expressão de conceitos e de relações chaves, identificando estruturas de suporte para sua

representação e armazenamento. Se essas estruturas forem parte integrante de alguma ferramenta existente, poder-se-á utilizá-la para construção do sistema. O engenheiro de conhecimento deve fixar sua atenção em 3 aspectos: o 'espaço de hipóteses' implica estabelecer o quanto serão refinados os conceitos e como eles se interligam; o 'modelo subjacente' determina a forma como as soluções serão geradas, que poderá abranger soluções empíricas ou também baseadas em modelos matemáticos existentes; e, por último, as 'características dos dados' envolvem a definição de aspectos como tipo, exatidão, consistência, volume e forma de aquisição.

A implementação do SE se consuma com a edição do conhecimento e com a confecção dos programas que o processam, quando não for feita a opção por alguma ferramenta já existente. Deve-se ainda testar o SE, a fim de avaliar-se principalmente a correção das respostas, a explicação dada pelo sistema e sua interface.

O desenvolvimento de um SE requer tempo, dinheiro, pessoal e hardware, todos esses fatores influenciam a escolha de uma ferramenta de desenvolvimento. Em particular, esses fatores influenciam a decisão sobre qual o tipo de ferramenta selecionar, isto é, uma linguagem de programação ou uma linguagem de engenharia de conhecimento. Utilizar uma linguagem de programação comum oferece maior flexibilidade, mas geralmente impele o desenvolvedor a criar sua base de conhecimento e sua máquina de inferência. Já o uso de uma linguagem de engenharia de conhecimento oferece uma flexibilidade menor, em favor de um maior número de mecanismos para representar e acessar o conhecimento do SE. As ferramentas PROLOG, LISP, KAPPA-PC, AL/X e EMYCIN são boas representantes deste segundo tipo de linguagem [16,21].

2.2.1.3 Vantagens e Desvantagens

De uma forma geral, um SE possui uma série de características [21]:

- alto desempenho;
- tempo de resposta adequado;
- boa confiabilidade;
- facilidade de entendimento do funcionamento;
- flexibilidade;
- explicação elaborada (porque lista razões e hipóteses, explica conseqüências e dá justificativas).

Quando os SE são comparados diretamente com os especialistas humanos apresentam uma série de aspectos positivos. Segundo Schildt [18]:

- um SE não apresenta todas as necessidades humanas do especialista (assim não precisa comer, dormir, relaxar e tirar férias, por exemplo);
- pode ser duplicado facilmente (ao contrário do especialista humano);
- desempenho de um SE é sempre o máximo.

Entretanto, os SE apresentam alguns aspectos negativos e limitações. Segundo Silva [20], os SE apresentam as seguintes desvantagens:

- SE encontra muita dificuldade ou inflexibilidade diante de situações não programadas, nas quais, inversamente, o especialista humano procura criar novos conhecimentos;
- dificuldade de se manter uma base de conhecimento da especialidade suficientemente completa e consistente, devido à dificuldade de encontrar bons especialistas;
- conhecimento evolui muito rapidamente, tornando, assim, o sistema obsoleto¹, enquanto que os especialistas podem estar sempre se atualizando;
- exigem grande quantidade de memória durante o processo de inferência.

2.2.1.4 Aplicações

Existem incontáveis aplicações de sistemas especialistas, nas mais diversas áreas. Para que uma área seja campo propício para aplicação de SE, basta que nela tenha-se algum conhecimento especialista. A fim de ilustração são apresentados dois exemplos de sistemas especialistas.

O MYCIN desperta interesse histórico por ser o primeiro SE de que se tem notícia [21]. Esse sistema auxilia os médicos na seleção da terapia antimicrobiana apropriada para pacientes com infecções bacterianas, meningocócicas e cistite. O sistema diagnostica a causa da infecção utilizando o conhecimento relativo a organismos infecciosos e à história do paciente, sintomas e resultados de testes de laboratório. O sistema recomenda o tratamento (droga e dosagem) de acordo com os procedimentos seguidos pelos médicos experientes em terapia de doenças contagiosas. MYCIN é um sistema baseado em regras de produção

¹ Caso o sistema não possua algum mecanismo de auto-atualização.

empregando um encadeamento para trás, e foi implementado em LISP. Foi desenvolvido na Universidade de Stanford na década de 1970.

Uma outra aplicação de SE, agora na área da engenharia, é o DELTA. Esse sistema auxilia o pessoal de manutenção a identificar e corrigir algum mal funcionamento em locomotivas diesel-elétricas pela aplicação de estratégias de diagnóstico para manutenção de locomotivas. O sistema pode guiar o usuário através de um completo procedimento de reparo, apresentando desenhos no computador de peças e subsistemas, seqüências de reparo na forma de vídeos, e instruções de reparo específicas uma vez que o mal funcionamento é identificado. O DELTA é um sistema baseado em regras de produção desenvolvido em LISP. Ele acessa suas regras tanto em encadeamento para frente como para trás. Embora criado em LISP, ele foi reescrito mais tarde em FORTH para a instalação em sistemas baseados em microprocessadores. A General Electric Company desenvolveu este sistema no seu centro de pesquisas e desenvolvimento, localizado em Schenectady – Nova York, por volta do ano de 1983 [21].

Além das áreas de medicina e engenharia, muitas outras áreas de conhecimento têm também explorado a técnica de Sistemas Especialistas, como pode ser observado nas referências [20,22,23].

2.2.2 Redes Neurais

Redes Neurais Artificiais (RNA) são uma técnica de IA inspirada na maneira que o cérebro humano trabalha fisicamente, isto é: como uma rede de neurônios distribuídos em paralelo cujas ativações eletrônicas são responsáveis pela recuperação e processamento de conhecimento específico [24]. Os neurônios artificiais são simples emulações dos neurônios biológicos. Eles recebem informação de sensores ou de outros neurônios artificiais, produzindo operações simples sobre esses dados (como somar as informações de entrada, por exemplo), e passam o resultado para outros neurônios artificiais. As redes neurais funcionam através de seus neurônios artificiais, que processam seus dados usando paralelismo lógico (para todos os neurônios da mesma camada) combinado com operações seriais (quando a informação de uma camada é transferida para neurônios de outra camada) [25].

As RNA são uma tentativa de imitar as características do cérebro humano. Dentre essas, vale destacar a capacidade de [26]:

- aprender, através da adaptação dos pesos das ligações entre os neurônios (sinapses);

- trabalhar com informação imprecisa, difusa, probabilística e com ruídos;
- generalizar a partir de tarefas ou exemplos conhecidos para outros não conhecidos.

Existem três características principais que descrevem uma rede neural, e que contribuem para sua habilidade funcional: a) sua estrutura ou arquitetura; b) o modelo dos neurônios; e c) sua forma de aprendizado [25]. A seguir são apresentadas as principais características que compõem uma RNA e os seus modelos mais conhecidos.

2.2.2.1 O Modelo do Neurônio

Alguns autores descrevem uma série de modelos de neurônios, citando um modelo para cada tipo de RNA desenvolvida ao longo da história [27]. Como o objetivo aqui é dar uma visão rápida e geral sobre o assunto RNA, será abordado o modelo de McCulloch-Pitts, devido à sua simplicidade. Este modelo de neurônio biológico consiste de muitas entradas, correspondente aos dendritos conectados através das sinapses. O modelo é descrito por:

$$Y_k = \varphi\left(\sum_{i=0}^P x_i w_{ki}\right) \quad (2-1)$$

onde x_i = entradas, $i = 0, 1, 2, \dots, P$;

x_0 = viés = 1;

w_{ki} = pesos variáveis;

Y_k = resultado de saída do neurônio.

Neste modelo, x_0 é usado para produzir um viés para a função de ativação φ (também chamada de função de transferência). O viés é uma entrada adicional que pode ser acrescentada ao neurônio artificial, não proveniente de nenhum outro neurônio, e de valor de entrada fixado em +1. Seu uso provê meios de transladar o valor de limiar da função de ativação [9]. McCulloch e Pitts não desenvolveram nenhum método através do qual o neurônio pudesse adaptar seus pesos em um processo de "aprendizagem", mas Hebb postulou uma fórmula matemática simples para mudar os pesos dos neurônios em proporção para as ativações do neurônio:

$$\Delta w_{ki} = \mu Y(x_i) x_i \quad (2-2)$$

onde $i = [0, P]$ e x representa o vetor de $(P+1)$ entradas e μ é o parâmetro de aprendizado. A Figura 2-3 ilustra o modelo de neurônio de McCulloch-Pitts usado largamente em diferentes modelos de RNA. A Figura apresenta também um limiar utilizado pela função de ativação, que é utilizado para estabelecer o(s) valor(es) máximo(s) que a função pode expressar. As

funções de ativação tipicamente utilizadas nas redes neurais artificiais mais conhecidas são também apresentadas (Tabela 2-1).

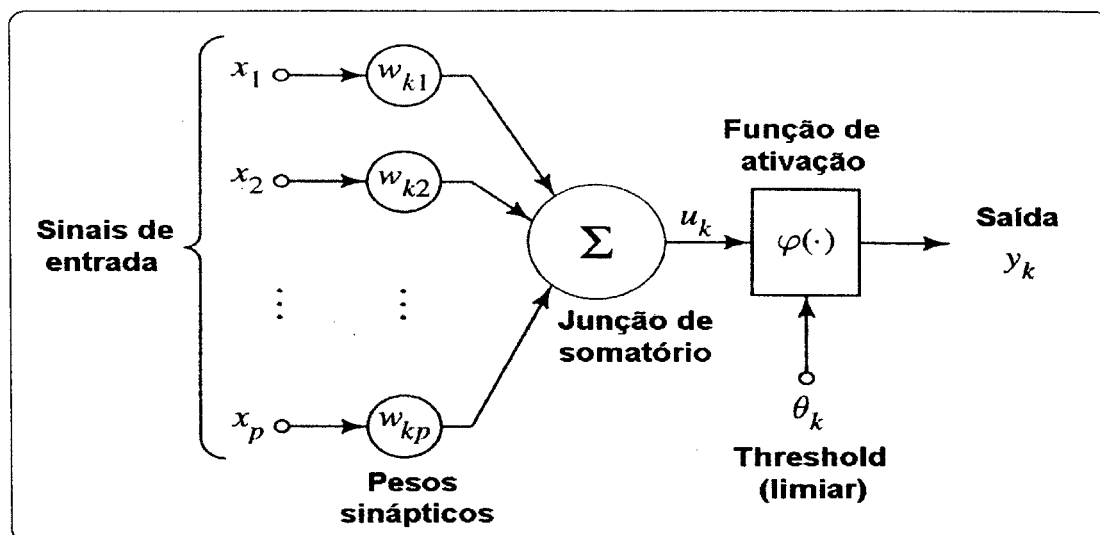


Figura 2-3 - O neurônio de McCulloch-Pitts

Tabela 2-1 - Funções de Ativação mais Empregadas

Função	Características	Equação
Limiar	Utilizadas em modelos como Perceptron [9]	$\varphi(\cdot) = \begin{cases} +1, & \text{se } u \geq \theta \\ -1, & \text{se } u < \theta \end{cases}$
Linear	É linear entre os limites inferior e superior, mas limita os valores ao valor de θ [1]	$\varphi(\cdot) = \begin{cases} -1, & \text{se } u < -\theta \\ u, & \text{se } u \geq -\theta \text{ e } u \leq +\theta \\ +1 & \text{se } u \geq \theta \end{cases}$
Sigmoidal	Utilizada em redes “ <i>feedforward</i> ” de aprendizagem por “ <i>backpropagation</i> ” [9]	$\varphi(\cdot) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$
Hiperbólica	Utilizada muitas vezes em substituição à função Sigmoidal ² [1]	$\varphi(\cdot) = \tanh u = \frac{1 - e^{-2u}}{1 + e^{-2u}}$

2.2.2.2 Arquiteturas

Os neurônios artificiais são organizados como grafos cujo arranjo define a arquitetura da RNA. A nível de arquitetura são considerados aspectos como:

- número de camadas na rede;

² Porque sua derivada pode ser facilmente expressa em termos dela própria [1].

- número de neurônios por camada;
- tipo de conexões (forward, backward, lateral);
- grau de conectividade entre os neurônios: um a um, conectividade plena, esparsa, ou randômica.

Baseando-se apenas na arquitetura explicitada pelas RNA, pode-se definir 2 grupos: as “*feedforward*”, nas quais os grafos não têm ciclos; e as recorrentes ou “*feedback*”, nas quais os ciclos ocorrem em função das conexões de realimentação dos neurônios. A Figura 2-4 esboça a classificação apresentada para as redes a serem discutidas.

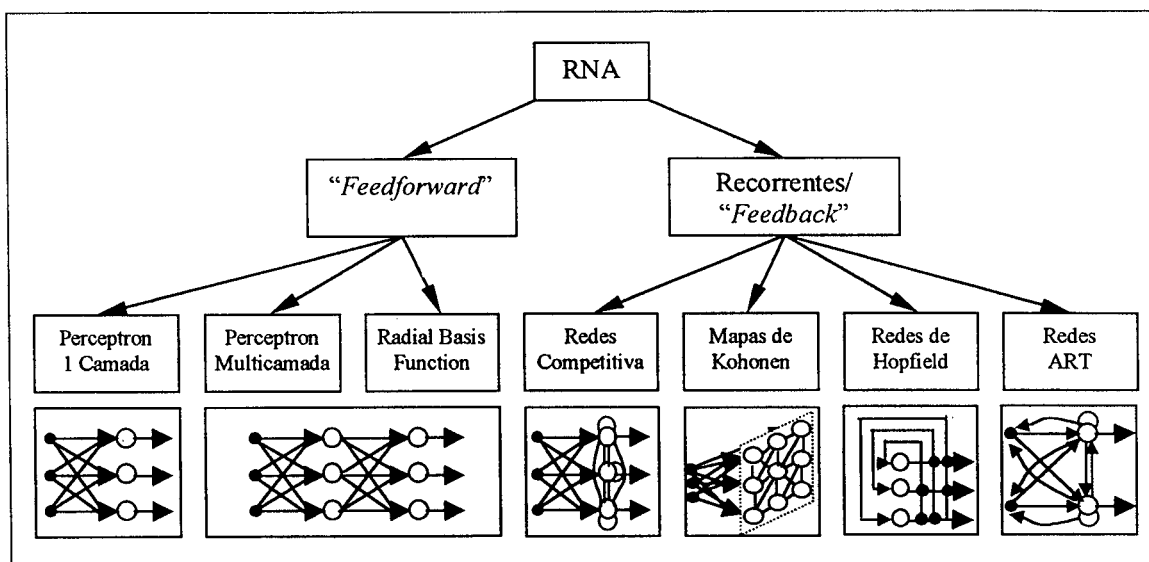


Figura 2-4 - Classificação das RNA a Serem Discutidas

Na família mais comum do grupo de redes “*feedforward*”, as redes perceptron multicamadas, os neurônios são organizados em camadas que têm conexões unidirecionais e sem ciclos entre elas. Formas de conexões diferenciadas produzem comportamentos diferentes da rede. Assim, as redes “*feedforward*” são estáticas³, isto é, elas produzem somente um conjunto de valores de saída ao invés de uma sequência de valores para um dado estímulo de entrada. As redes “*feedforward*” não possuem memória, no sentido de que suas respostas a uma entrada são independentes de estados anteriores da própria rede. Redes recorrentes ou “*feedback*”, ao contrário, são sistemas dinâmicos. Quando uma nova entrada é apresentada, as saídas dos neurônios são computadas e, pelo fato da realimentação, as entradas de cada neurônio são modificadas, o que leva a rede a entrar num outro estado.

³ Isso se os neurônios forem estáticos.

Arquiteturas diferentes de redes requerem algoritmos de aprendizado apropriados. A próxima seção provê um resumo sobre este assunto.

2.2.2.3 Aprendizado

A habilidade de aprender é uma característica fundamental da inteligência. Embora uma definição precisa sobre o que seria aprendizado seja difícil de formular, o processo de aprendizado no contexto de RNA pode ser visto como o problema de atualizar os pesos das conexões tal que a rede possa realizar eficientemente uma determinada tarefa.

A rede usualmente precisa aprender os pesos de conexões a partir de padrões de treinamento disponíveis. A habilidade das RNA de automaticamente aprender a partir de exemplos, torna-as atrativas ao uso. Ao invés de seguir um conjunto de regras especificadas por especialistas humanos, as RNA aprendem regras não aparentes (como o relacionamento entre as entradas e saídas) a partir da coleção de exemplos fornecidos para o aprendizado, que devem ser divididos entre um conjunto de treinamento e um conjunto de teste [28].

Para entender ou projetar um processo de aprendizado, necessita-se primeiro ter um modelo do ambiente no qual a RNA irá operar, isso é: necessita-se saber que tipo de informação estará disponível à RNA. Isto implicará diretamente no tipo de aprendizado, conforme será visto no próximo parágrafo. Segundo, é necessário entender como os pesos da rede são atualizados, ou seja, que regras de aprendizado governam o processo de atualização. Um algoritmo de aprendizado significa um procedimento no qual as regras de aprendizado são utilizadas para ajustar os pesos.

Existem três principais tipos de aprendizado: o supervisionado, o não supervisionado e o híbrido. No aprendizado supervisionado, chamado também de ‘aprendizado com um professor’, a rede recebe a resposta correta (a saída) para cada padrão de entrada. Os pesos são determinados de tal forma a permitir que a RNA produza respostas tão próximas quanto possíveis das respostas corretas conhecidas. Em contraste a esse, o aprendizado não supervisionado não requer uma resposta correta associada a cada padrão de entrada contido no conjunto de dados de treinamento. Esse tipo de aprendizado explora a estrutura não aparente entre os dados, ou correlações de padrões entre os dados, e organiza os padrões em categorias a partir desta correlações. No aprendizado não supervisionado, a rede é ajustada em termos de regularidades estatísticas dos dados de entrada tal que forme categorias ou classes. O tipo de aprendizado híbrido combina os vistos anteriormente.

A teoria de aprendizado necessita endereçar três características práticas e fundamentais associadas com o aprendizado a partir de amostras: a **capacidade**, a **complexidade das amostras**, e a **complexidade computacional** [9]. A **capacidade** se refere a quantos padrões podem ser armazenados, e quais funções e limites de decisões uma RNA pode formar [9].

A **complexidade das amostras** determina o número de padrões de treinamento necessários para treinar a RNA de modo a garantir uma generalização válida [25]. Poucos padrões podem causar o fenômeno conhecido como “over-fitting”, onde a RNA tem boas respostas nos pontos do conjunto de treinamento, mas respostas ruins nos pontos do conjunto de teste [5].

Complexidade computacional refere-se ao tempo requerido para que um algoritmo de aprendizado chegue a uma solução a partir dos padrões de treinamento [28]. Muitos algoritmos de treinamento existentes têm alta complexidade computacional. O projeto de algoritmos eficientes para o aprendizado de RNA é uma área de pesquisa muito ativa [29].

Os quatro tipos básicos de regras de aprendizado são: de correção de erro (onde se inclui o backpropagation), de Boltzmann, de Hebb⁴ e o aprendizado competitivo [27]. Tanto o modelo de aprendizado supervisionado quanto o não supervisionado empregam regras de aprendizado de correção de erro, de Hebb e aprendizado competitivo. Regras de aprendizado baseadas em correção do erro podem ser utilizadas para treinar redes feedforward, enquanto a regra de aprendizado de Hebb tem sido utilizada para todos os tipos de arquiteturas de redes. Entretanto, cada algoritmo de aprendizado é projetado para treinar uma rede em específico. Portanto, quando se discute um algoritmo de aprendizado, uma associação com uma arquitetura de rede está implícita. Cada algoritmo pode realizar bem somente poucas tarefas. A última coluna da Tabela 2-2 lista as tarefas que cada algoritmo pode realizar.

2.2.2.4 Alguns Modelos

São apresentados a seguir, de forma superficial, uma série de modelos que se considera neste estudo, que não cobre todos os modelos possíveis na área de RNA.

⁴ Na verdade, as regras de Hebb são a base para a maioria das regras de aprendizado.

Tabela 2-2 - Tipos de Aprendizado e suas Regras

Tipo	Regra de Aprendizado	Arquitetura	Algoritmo de Aprendizado	Tarefa(s)
Supervisionado	Correção de erro	Perceptron Simples ou multicamadas	Algoritmo de aprendizado do Perceptron, Backpropagation, Adaline e Madaline	Classificação de padrões, aproximação de funções, controle
	Boltzmann	Recorrente	Algoritmo de aprendizado de Boltzmann	Classificação de padrões
	Hebb	Feedforward Multicamadas	Análise de discriminante linear	Análise de dados, classificação de padrões
	Competitivo	Competitiva	Learning Vector Quantization	Categorização, compressão de dados
		ART	ART	Classificação de padrões, categorização
Não supervisionado	Correção de erro	Feedforward multicamadas	Projeção de Sammon	Análise de dados
	Hebb	Feedforward ou competitiva	Análise do componente principal	Análise de dados e compressão
		Hopfield	Aprendizado de memória associativa	Memória Assoc., Otimização Combinatória
	Competitivo	Competitiva	Quantificação de vetor	Categorização, compressão de dados
		Kohonen	Método de Kohonen	Categorização, compressão de dados
		ART	ART1, ART2	Categorização
		RBF	RBF	Categorização
Híbrido	Correção de erro e competitivo			Classificação de padrões, aproximação de funções, controle

2.2.2.4.1 O Perceptron

Em 1958 Rosenblatt demonstrou algumas aplicações práticas usando o perceptron [25]. O perceptron é uma rede de neurônios de McCulloch-Pitts de um simples

nível de conexão. O perceptron é capaz de separar linearmente vetores de entrada em classes de padrões através de hiperplanos, se os padrões forem linearmente separáveis⁵.

A técnica de treinamento usada é chamada regra de aprendizado perceptron. O perceptron gerou grande interesse devido a sua capacidade de generalizar de seu vetor de treinamento e aprender de conexões iniciais distribuídas aleatoriamente. Perceptrons são especialmente aplicados para problemas simples em classificação de padrões e aproximação de funções. A Figura 2-5 mostra o perceptron de N entradas e M classes (saídas). Esse perceptron pode ser descrito por:

$$y_i = f \left\{ \sum_{j=0}^N w_{ij} x_j \right\} \quad (2-3)$$

onde:

w_{ij} = peso da ligação entre os neurônios y_i e x_j , com $1 \leq i \leq M$ e $0 \leq j \leq N$;

y_i = resultado do neurônio i da camada de saída;

x_j = valor do neurônio j da camada de entrada;

$f(x) = I(x)$, a função de passo unitário.

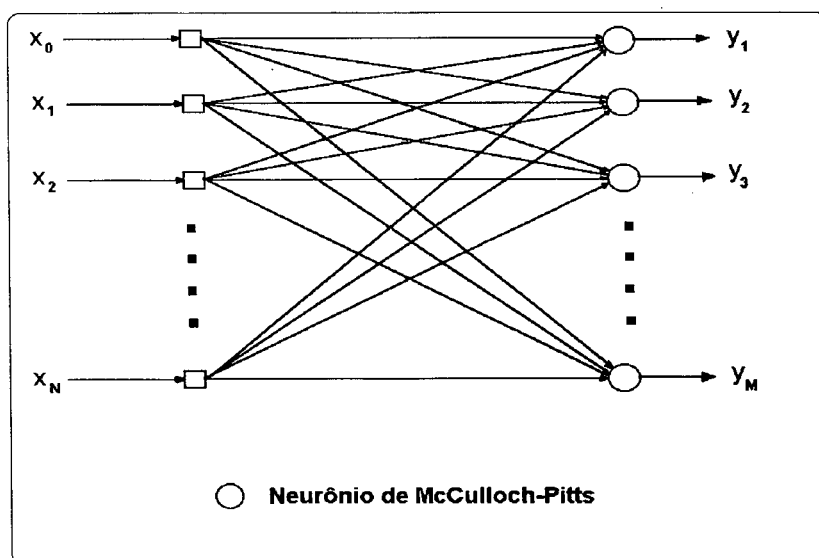


Figura 2-5 - Perceptron de uma Camada Simples

Rosenblatt derivou a regra de aprendizado baseado no ajuste do peso na proporção da diferença entre os resultados dos neurônios de saída e as saídas desejadas. Os **ajustes dos pesos** são dados por:

⁵ Os padrões de classes linearmente separáveis podem ser separados em duas classes através de uma única linha divisória.

$$\Delta w_{ij} = \mu(y_i^d - y_i)x_j \quad (2-4)$$

onde:

Δw_{ij} = ajuste do peso w_{ij} ;

μ = taxa de aprendizado;

y_i^d = resultado desejado do neurônio i da camada de saída.

Na verdade o algoritmo de aprendizado de Rosenblatt é a regra de Hebb modificada, onde a saída é substituída pelo erro entre a saída da rede e a “saída desejada”, indicada pelo sobrescrito d . O teorema de Convergência do Perceptron proposto por Rosenblatt, estabelece que: “Se o problema de classificação pode ser resolvido por pesos apropriados w^* , e o vetor de *features* (inputs) são todos ligados, então com uma taxa de aprendizado apropriada μ , o algoritmo perceptron, sempre achará uma solução em um número finito de passos”.

As redes lineares diferem do perceptron no sentido de que seus neurônios têm uma função de ativação linear. Isso permite à saída tomar qualquer valor, ao contrário de 0 e 1 no caso do perceptron. Esta classe de rede utiliza a regra de aprendizado de Widrow-Hoff, também conhecida como LMS (*Least Mean Square*), que é utilizada para ajustar os pesos e *biases* conforme a magnitude dos erros, não só pela presença. O trabalho pioneiro deste campo se deve a Widrow e Hoff que deram o nome de ADALINE para “*Adaptive Linear Elements*”.

2.2.2.4.2 Perceptron Multicamadas

A classe mais popular de redes multicamadas feedforward é a rede perceptron multicamadas, abreviadamente MLP (do inglês *MultiLayer Perceptron*), na qual cada unidade computacional emprega ou uma função de limiar ou uma função sigmoideal. Os perceptrons multicamadas podem formar limites de decisão complexos e representar qualquer função booleana. O desenvolvimento do algoritmo de aprendizado por *backpropagation* para a determinação dos pesos num perceptron multicamadas tornou essas redes as mais populares entre pesquisadores e usuários das RNA.

O algoritmo de backpropagation é um método de gradiente descendente que minimiza a função de erro quadrático estabelecida para a RNA [27]. Ele foi criado para generalizar a regra de aprendizado de Widrow-Hoff para redes de múltiplas camadas e funções de ativação não lineares deriváveis. Vetores de entrada e correspondentes vetores de saída são usados para treinar a rede até que ela possa aproximar uma função, associando vetores de entrada com

vetores de saída, ou classificar vetores de entrada de uma forma apropriada definida pelo usuário.

2.2.2.4.3 Radial Basis Function

A rede conhecida como Radial Basis Function (RBF) pode requerer mais neurônios do que redes MLP, mas na maioria das vezes elas são muito mais rápidas do que as redes feedforward padrões [9]. Utilizando uma arquitetura de 2 camadas, uma não linear e outra geralmente linear são conhecidas como excelentes aproximadores universais [1]. Uma RBF pode aproximar uma MLP, o contrário nem sempre é possível [9].

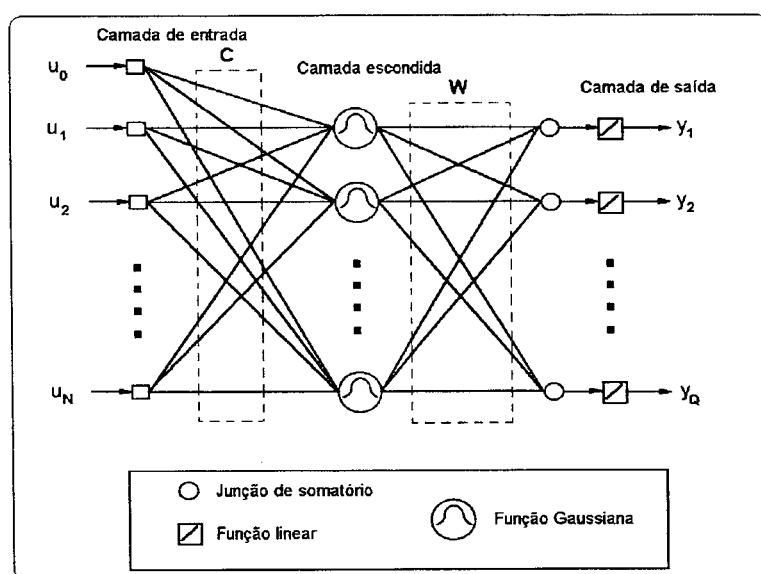


Figura 2-6 - Estrutura Básica da Radial Basis Function

A construção de uma RBF em sua forma mais básica envolve duas camadas, conforme mostra a Figura 2-6, cujos neurônios de saída formam uma combinação linear das funções de base radial calculadas pelos neurônios da camada escondida. As funções de base radial na camada escondida produzem uma resposta localizada para o estímulo (padrão) de entrada. Isto é, eles produzem uma resposta significativamente diferente de zero somente quando o padrão de entrada está dentro de uma região pequena localizada no espaço de entradas. Por essa razão esta categoria de rede algumas vezes é referenciada como redes de campos receptivos localizados. A entrada (input) é feita nos neurônios fontes (unidades sensoriais). Cada função de ativação requer um “centro” e um parâmetro escalar. Uma função que pode ser utilizada como ativação é a função de Gauss, sendo que esta rede pode ser usada para tomar decisões de máxima verossimilhança, determinando qual dos vários centros é mais similar com o vetor de entrada.

Existe uma variedade de algoritmos de aprendizado para a rede RBF. A mais básica emprega uma estratégia de dois passos, ou aprendizado híbrido [9]. Esta estima posições de centro e seu tamanho usando um algoritmo de agrupamento não supervisionado, seguido por um algoritmo de mínimos quadrados supervisionado para determinar os pesos das conexões entre a camada escondida e a de saída. Pelo fato das unidades de saída serem lineares, um algoritmo não iterativo pode ser utilizado [9]. Depois dessa solução inicial ser obtida, um algoritmo de gradiente descendente pode ser utilizado para refinar os parâmetros da rede.

Esse algoritmo de aprendizado híbrido para treinamento da RBF converge muito mais rápido do que o algoritmo de backpropagation para o treinamento de perceptrons multicamadas [9]. Entretanto, para muitos problemas, a rede RBF frequentemente envolve um número grande de unidades escondidas [30]. Isto implica uma velocidade de execução (após o treinamento) menor do que a velocidade de execução de um MLP [31].

2.2.2.4.4 Redes Competitivas

Dentro do escopo de redes competitivas, um dos modelos mais importantes é a rede Contrapropagação. Do inglês “*CounterPropagation*”, é um modelo de RNA de duas camadas de conexões sugerido por Hecht-Nielsen [27]. A primeira camada funciona com aprendizado competitivo e a segunda com aprendizado supervisionado. O mais interessante é que este modelo permite obter os valores das conexões sinápticas de modo algorítmico, sem iterações características dos dois tipos de aprendizado citados [1]. Este é um bom contra-exemplo para aqueles que julgam que as RNA necessitam de alguma forma de aprendizado com algoritmo iterativo; o que está completamente errado [24].

Treinar esta rede é equivalente a encontrar o conjunto de valores sinápticos de modo a representar uma função não linear vetorial $f: \mathcal{R}^m \rightarrow \mathcal{R}^n$. Suponha-se a função como a composição de duas outras, cada uma a ser implementada em uma camada de conexões:

- a) a primeira dessas funções é representada entre a camada de neurônios de entrada e a intermediária (interna). Essa camada interna é tomada como digital e por isto chamada de camada interna digital na qual a entrada do exemplo k tem por saída o vetor unitário:

$$e_k = \{0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0\} \quad (2-5)$$

Claro que a camada interna (escondida) deve, nesse modelo, ter tantos neurônios quantos forem os exemplos disponíveis para treinamento. Por outro lado, a rede irá aproximar a função com erro nulo para os exemplos conhecidos;

- b) a camada interna é mapeada na camada de saída; as conexões de cada neurônio correspondendo a cada valor da entrada. Como cada saída é provocada por um único neurônio na camada interna, exatamente o que tiver excitação igual a “1”, os outros neurônios terão excitação nula. Ora esse mesmo neurônio será de excitação nula para todos os outros exemplos. Portanto a matriz de conexões entre a camada de neurônios internos e a de neurônios de saída será simplesmente a concatenação das saídas desejadas:

$$W^2 = \{y_1^2, y_2^2, \dots, y_n^2\} \quad (2-6)$$

onde y_i^2 denota o vetor i de saída do segundo estágio de cálculo.

Resta-se achar os pesos que ligam a camada de entrada à camada interna de neurônios. Esses pesos devem ser tais que cada exemplo de treinamento excite apenas o neurônio da camada escondida cuja posição corresponde exatamente ao número de ordem do exemplo ter excitação máxima (considerada “1”) ficando todos os outros em repouso. Além disso, é preciso que sempre que as entradas forem diferentes, as saídas também o sejam. Esse problema foi tratado por Teuvo Kohonen no contexto de recuperação de uma imagem [9]. Neste caso particular, as duas camadas de conexões são o inverso uma da outra, logo a matriz de conexões é:

$$W^1 = \{y_1^1, y_2^1, \dots, y_n^1\} \quad (2-7)$$

que é a transposta da matriz que contém os vetores de entrada. Este tipo de RNA funciona bem em sistemas digitais, mas tem pequena capacidade de generalização.

2.2.2.4.5 Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen

Essas redes podem aprender a detectar regularidades e correlações em sua entrada e adaptar sua resposta futura em conformidade com a entrada. Os neurônios da rede competitiva aprendem a reconhecer grupos de vetores de entrada similares. Mapas Auto-Organizáveis de Kohonen – SOM (do inglês *Self-Organising Map*) aprendem a reconhecer grupos de vetores de entrada similares de maneira que os neurônios fisicamente próximos na camada de neurônios respondem de forma similar a um vetor de entrada [28].

Os SOM têm a propriedade de preservação da topologia, que imita um importante aspecto do mapa de características no córtex de cérebros de animais mais desenvolvidos [25]. Num mapeamento que preserva a topologia, padrões de entrada vizinhos devem ativar unidades de saída vizinhas. A Figura 2-4 mostra a arquitetura básica de uma rede do tipo SOM. Basicamente consiste de um arranjo bidimensional de unidades, cada uma conectada a todos os n neurônios de entrada. Sendo w_{ij} o vetor n -dimensional associado com a unidade em (i,j) do arranjo bidimensional, cada neurônio computa a distância euclidiana entre o vetor de entrada x e o vetor de pesos armazenado w_{ij} .

O SOM é um tipo especial de rede competitiva que define uma vizinhança para cada unidade de saída. O formato da vizinhança local pode ser quadrada, retangular ou circular. O tamanho da vizinhança é geralmente inicializado com metade ou dois terços do tamanho da rede e diminui com o tempo de acordo com, por exemplo, uma função exponencialmente decrescente [9]. Durante o aprendizado competitivo, todos os vetores de peso associados com o vencedor e sua vizinhança são atualizados.

O SOM de Kohonen pode ser utilizado para projeção de dados multivariados, aproximação de densidade e agrupamento. Tem sido aplicado com sucesso em áreas de reconhecimento de voz, processamento de imagens, robótica e controle de processos. Os parâmetros do projeto incluem a dimensão do arranjo de neurônios, o número de neurônios em cada dimensão, o formato da vizinhança o esquema de redução de vizinhança e a taxa de aprendizado.

2.2.2.4.6 Redes de Hopfield

Hopfield utilizou uma função de energia na rede como uma ferramenta para entender seu comportamento dinâmico [25]. Sua formulação torna explícita o princípio de armazenar a informação como atratores dinamicamente estáveis. Popularizou o uso de redes recorrentes para memória associativa e para resolver otimização de problemas combinatórios.

A rede de Hopfield com n unidades tem duas versões: binária e valorada continuamente. Considere-se v_i o estado ou saída da i -ésima unidade. Para redes binárias, v_i pode ser $+1$ ou -1 , mas para redes contínuas, v_i pode ser qualquer valor entre 0 e 1. Sendo w_{ij} os pesos das conexões das unidades i para j . Nas redes de Hopfield, $w_{ij} = w_{ji}$, para todos os i e j (em redes simétricas), e $w_{ii} = 0$, para todo i (indica que cada neurônio não possui auto-realimentação).

A memória associativa é uma capacidade comum da mente humana [32]. Quando um conjunto de padrões é armazenado na rede, ela pode ser utilizada como uma memória associativa. Qualquer padrão apresentado à rede pode ser utilizado como um índice para recuperá-lo. Neste contexto pode-se descrever p pares de treinamento para ser armazenado em uma RNA: $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \dots (x_p, y_p)\}$. Esses pares de padrões representam associações específicas; os padrões x serão referenciados como padrões de entrada e y como padrões de saída. Se os padrões de entrada e saída são os mesmos, a memória é dita ser *autoassociativa*, ao contrário *heteroassociativa*. A idéia da memória autoassociativa é que apresentando-se um padrão incompleto ou com ruído à RNA treinada com diferentes padrões armazenados, essa possa recuperar o padrão completo e sem ruídos daquele padrão de entrada.

Uma memória associativa usualmente opera em duas fases: armazenamento e recuperação. Na fase de armazenamento, os pesos da rede são determinados tal que os atratores da rede memorizem o conjunto de padrões. Na fase de recuperação, o padrão de entrada é utilizado como estado inicial da rede, e a rede evolui de acordo com sua dinâmica. Um padrão é produzido (ou recuperado) quando a rede encontra o equilíbrio.

A rede de Hopfield sempre evolui na direção que a leva para o menor estado de energia. Isto implica que se um problema de otimização combinatória puder ser formulado como a minimização desta energia, a rede de Hopfield pode ser utilizada para, deixando a rede evoluir livremente, encontrar a solução ótima.

2.2.2.4.7 Redes Ressonantes Heteroassociativas

São sistemas que auto-organizam padrões de entrada em categorias de reconhecimento, mantendo um equilíbrio entre as propriedades de plasticidade (discriminação) e de estabilidade (generalização) [28]. Uma rede ressonante heteroassociativa ou ART (do inglês, *Adaptive Resonance Theory*) possui mecanismos intrínsecos que previnem uma explosão do número de categorias envolvidas. A propriedade de plasticidade define a habilidade da rede em criar novas categorias de reconhecimento, quando padrões estranhos estimulam a rede ART [8]. A propriedade de estabilidade é responsável pela habilidade da rede em agrupar padrões similares na mesma categoria de reconhecimento. Uma regra de similaridade que define onde agrupar os padrões é determinada por um grau de semelhança entre um padrão fornecido e outros previamente armazenados.

O algoritmo de aprendizado atualiza os protótipos armazenados de uma categoria somente se o vetor de entrada é suficientemente similar a ela. Um vetor de entrada e o protótipo armazenado são ditos ‘ressonantes’ quando eles são suficientemente similares [9]. O grau de similaridade é controlado por um *parâmetro de vigilância*, ρ , com $0 < \rho < 1$, que também determina o número de categorias. Quando o vetor de entrada não é suficientemente similar a qualquer protótipo existente na rede, uma nova categoria é criada, e uma unidade não alocada é associada com o novo protótipo, sendo o vetor de entrada o valor inicial do protótipo.

É apropriada para aplicações de reconhecimento de padrões e sua classificação [28].

2.2.2.5 Aplicações

A maioria das aplicações de RNA utilizam implementações de software escritas em linguagens como C, Pascal e Fortran [1]. Redes neurais também são implementadas em linguagens orientadas a objeto tais como C++, que permite que uma rede seja tratada como um objeto, com métodos para implementar as operações básicas de propagação, salvamento e recuperação dos vetores de pesos. Existem ainda diversos pacotes de software disponíveis, variando desde simples softwares de demonstração até grandes pacotes comerciais suportando uma boa faixa de arquiteturas de rede e algoritmos de treinamento com interfaces gráficas sofisticadas. Nesse último caso encontra-se a caixa de ferramentas de redes neurais para o MatLab, atualmente na sua versão 5.01.

Além de todas as características de semelhança com o sistema nervoso dos animais mais desenvolvidos, a aplicação de RNA apresenta as seguintes vantagens [9]:

- fácil manipulação numérica;
- facilidade em avaliar grandes volumes de dados e classificá-los;
- relativa eficiência com dados incompletos e imprecisos;
- processamento rápido;
- pode ser realizada onde não se tem conhecimento das regras.

Como desvantagem principal da RNA, tem-se o fato de que ela não explica como obteve o resultado (embora existam estudos nesse sentido), ao contrário dos sistemas especialistas, por exemplo.

Redes neurais artificiais constituem uma tecnologia computacional emergente que pode aumentar significativamente o número de aplicações. As RNA estão sendo adotadas para uso em uma variedade de aplicações comerciais e militares. Exemplos corriqueiros são o reconhecimento de voz e reconhecimento ótico de caracteres (conhecido como OCR, do inglês, *Optical Character Recognition*).

2.2.3 Lógica Difusa

Existe em nossa comunicação quotidiana muitas palavras e sentenças com significado não preciso ou vago [16]. Isso acontece porque, tanto quem fala como quem ouve, não necessita de informações mais precisas e está acostumado a lidar com tais tipos de imprecisão. Por exemplo, alguém que no restaurante solicita uma sopa bem quente, não está preocupado com a real temperatura da sopa, somente desejando que ela esteja bastante acima do que ele considera como morna. Certamente ninguém é capaz de determinar o ponto preciso em que a sopa passa de morna para quente.

Interessado em representar tais imprecisões, Zadeh desenvolveu, em 1973, a teoria dos conjuntos difusos, também chamados conjuntos nebulosos [2]. De acordo com essa teoria, um conjunto não apresenta limites bem definidos, podendo um elemento pertencer parcialmente a ele. O que vai caracterizá-lo será o grau de pertinência, que é uma medida que quantifica o grau de quanto este elemento pertence a um determinado conjunto.

Voltando ao exemplo da sopa, e recorrendo a forma de pensar de Zadeh, a sopa não tem apenas dois estados, ou é quente ou não é, mas tem um grau de pertinência a quente. A determinação do grau de pertinência é, por vezes, bastante subjetiva [10].

O conceito de Lógica Difusa (LD) foi concebido por Zadeh, como uma forma de processar dados por permitir pertinência parcial a um conjunto ao invés de pertinência binária [10]. A Lógica Difusa provê um modo simples de chegar a uma conclusão, fundada numa informação de entrada que seja vaga, ambígua, imprecisa ou ruidosa, isto é, uma conclusão é deduzida a partir de uma coleção de premissas imprecisas. A Lógica Difusa, é uma extensão da lógica modal, com processos de inferência e operadores derivados da Teoria dos Conjuntos Difusos.

Na modelagem de sistemas, são muito comuns as técnicas de análise quantitativa baseadas na modelagem matemática. No entanto, existem fenômenos complexos ou mal

definidos, onde as técnicas de análise convencionais, baseadas na manipulação precisa e rigorosa dos dados, não são adequadas [10]. Para ser capaz de fazer inferências significativas a respeito do comportamento de tais sistemas, é necessário abandonar o alto rigor e precisão da análise matemática e ser mais tolerante, pois tal comportamento é aproximado por natureza.

Além disso, esse método enfoca o que o sistema deveria fazer em lugar de tentar entender como ele trabalha. Pode-se então concentrar-se em resolver o problema em lugar de tentar modelar o sistema matematicamente, se isso for mesmo possível. Isso quase invariavelmente conduz a soluções mais rápidas e mais baratas. Uma vez compreendida, essa tecnologia é de fácil aplicação e os resultados são normalmente bastante bons.

Nos tópicos abaixo são descritos os principais elementos e conceitos que servem de base para a composição de um sistema baseado em lógica difusa.

2.2.3.1 Variáveis Lingüísticas

Zadeh propôs o conceito de variáveis lingüísticas ou "difusas". Deve-se pensar nelas como objetos lingüísticos ou palavras, em lugar de números. Geralmente são um substantivo, por exemplo: temperatura, deslocamento, velocidade, fluxo ou pressão.

Variável lingüística é uma variável onde os possíveis valores que ela pode assumir, não são números, senão palavras (adjetivos). O valor de uma variável lingüística, é chamado de variável difusa, a qual é caracterizada por um conjunto difuso. A forma de caracterizar um conjunto difuso, é por meio de uma função que representa o grau de um objeto pertencer ao conjunto, chamada de função de pertinência. Por exemplo, poderia-se ter a variável lingüística "altura", que estaria relacionada às variáveis difusas "baixo", "médio" e "alto".

2.2.3.2 Conjuntos Difusos

Na teoria clássica dos conjuntos, utiliza-se como princípio básico a idéia de que um elemento pertence ou não pertence a um determinado conjunto, restringindo as fronteiras dos conjuntos e dando o mesmo peso a diferentes objetos que, de uma certa maneira, poderiam ter mais afinidade em um determinado conjunto do que em outro. Descreve-se esse fenômeno associando o valor 1 a todos os elementos que são membros do conjunto e 0 a todos os elementos que não fazem parte deste conjunto. Para conjuntos ordinários, esses são os únicos

dois valores possíveis. A função que associa esses valores é chamada de função característica do conjunto [33].

A teoria dos conjuntos difusos também permite que se tenha uma função característica, a qual é chamada de função de pertinência. Essa função de pertinência, em geral, assume valores no intervalo de 0 a 1, e faz com que um objeto passe a não mais ser classificado como estritamente pertencente ou não a um conjunto, mas sim, lhe designa graus de pertinência em relação a diferentes conjuntos [10]. Assim, supondo um conjunto A:

- a) para aqueles elementos que com certeza pertencem ao conjunto A, é atribuído um grau de pertinência igual a 1;
- b) para os elementos que com certeza não pertencem ao conjunto A, é atribuído um grau de pertinência igual a 0;
- c) para os elementos os quais não se pode afirmar com certeza se pertencem ou não ao conjunto A, é atribuído um valor intermediário, tendendo para 1, quanto maiores forem as razões que se tenham para incluir este elemento no conjunto A.

2.2.3.3 Funções de Pertinência

O componente crucial de um conjunto difuso é sua função de pertinência, a qual expressa o quanto cada objeto pertence ao conjunto. Assim, as operações sobre conjuntos difusos são definidas via função de pertinência. Por exemplo, um conjunto difuso A, é caracterizado por uma função de pertinência μ_A , que associa a cada elemento u do conjunto universo, um número $\mu_A(u)$ que representa o grau de pertinência do elemento ao conjunto difuso A. Algumas características a notar são:

- a) forma: a triangular é a mais comum; mas normal, trapezoidal e exponencial são também utilizadas. Funções mais complexas são possíveis mas exigem uma capacidade computacional maior;
- b) altura ou magnitude (normalmente normalizada a 1);
- c) largura (da base da função).

A Figura 2-7 demonstra um exemplo empregando a função trapezoidal, onde x representa o lucro anual (em milhões de US\$) de uma empresa. O lucro pode ser caracterizado como:

- a) $\mu_{\text{pequeno}}(x) = (4-x)/2$ se $2 < x < 4$, 0 se $x \geq 4$ e 1 se $x \leq 2$;
- b) $\mu_{\text{médio}}(x) = (x-2)/2$ se $2 < x < 4$, $(8-x)/2$ se $6 < x < 8$, 0 se $x \leq 2$ ou $x \geq 8$ e 1 se $4 \leq x \leq 6$;
- c) $\mu_{\text{grande}}(x) = (x-6)/2$ se $6 < x < 8$, 0 se $x \leq 6$ e 1 se $x \geq 8$;

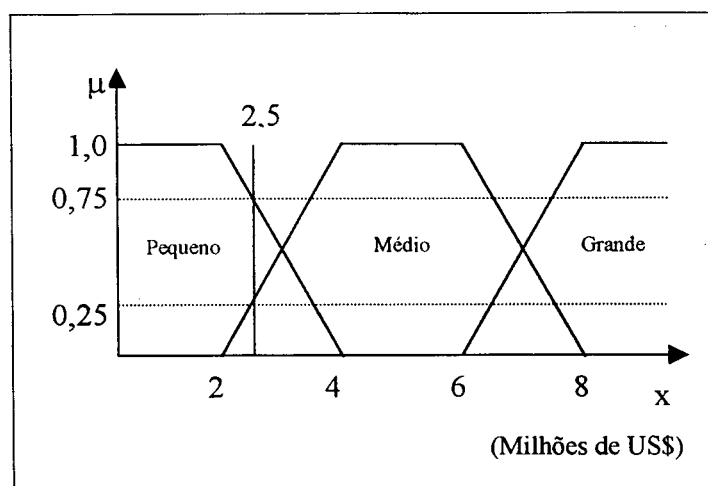


Figura 2-7 - Exemplo de Função de Pertinência

Utilizando este exemplo, assumindo que o valor de x seja 2,5, tem-se um valor que está contido no conjunto difuso pequeno com um grau de pertinência igual a 0,75 e pertencendo a médio com um grau de pertinência igual a 0,25.

2.2.3.4 Sistemas Difusos

A combinação de conjuntos difusos definidos por variáveis de entrada e saída, junto com um conjunto de regras difusas, que por sua vez ligam um ou mais conjuntos difusos de entrada a um conjunto difuso de saída, é conhecido como um sistema difuso [29]. Tais sistemas podem ser aplicados em muitos casos onde, por exemplo, se aplicam redes neurais como ferramenta para reconhecimento de padrões [33]. São aplicados geralmente em problemas de controle, mas também podem ser aplicados em modelos não lineares.

Os sistemas difusos estimam funções e sistemas com descrição parcial do comportamento do sistema, onde os especialistas podem prover o conhecimento heurístico, ou esse conhecimento pode ser inferido a partir de dados de entrada e de saída do sistema. Nesse

sentido, pode-se dizer que os sistemas difusos são sistemas baseados em regras que utilizam variáveis linguísticas difusas, para executar o processo de tomada de decisão [29].

A **base de regras** de um Sistema Difuso, é formada por regras do tipo “SE ENTÃO”, onde as variáveis utilizadas nos antecedentes e nos conseqüentes são variáveis linguísticas.

Regras linguísticas que descrevem o sistema consistem de duas partes; um bloco de antecedentes ou premissas (entre o SE e o ENTÃO) e um bloco conseqüente ou conclusões (seguindo o ENTÃO). Dependendo do sistema, pode não ser necessário avaliar todas as combinações de entradas possíveis, pois algumas raramente ou nunca poderão acontecer [29]. Fazendo-se este tipo de avaliação, normalmente por um operador experiente, diminui-se o número de regras, e, portanto, pode-se simplificar a lógica de processo, melhorando-se o desempenho do sistema de LD.

A **tomada de decisão lógica** é de vital importância no sistema difuso, já que nela se realiza o processo de inferência para obter-se uma ação a ser realizada pelo sistema a partir das regras e da entrada fornecida. No processo de inferência difusa tem-se três passos.

Primeiro, encontra-se o nível de contribuição de cada uma das regras. O grau de contribuição é dado pelo valor de pertinência obtido da interseção entre o valor linguístico do antecedente das regras e o valor de entrada obtido do ambiente. Por exemplo, dada a regra [33]:

“Se $x_1 = A_i$ e $x_2 = B_i$ Então $y = C_i$ ”

o grau de contribuição é dado, conforme a Tabela 2-3, por:

$$R_i(x) = A_i(x_1) \cap B_i(x_2), \quad (2-8)$$

Tabela 2-3 - Interpretação dos Conectivos entre os Antecedentes das Regras Segundo Zadeh

Conectivos entre os Antecedentes das Regras	Interpretação Difusa
α ou $\beta = \alpha \cup \beta$	$\max(\mu_\alpha(y), \mu_\beta(y))$
α e $\beta = \alpha \cap \beta$	$\min(\mu_\alpha(y), \mu_\beta(y))$
Não $\alpha = \sim\alpha$	$1 - \mu_\alpha(y)$

Como segundo passo, a saída de cada regra individual será dada por :

$$F_i(y) = (R_i(x) \cap C_i(y)) \quad (2-9)$$

O último passo é a agregação das saídas das regras individuais para obter um subconjunto difuso de F sobre y.

$$F(y) = \cup F_i(y) = \cup (R_i(x) \cap C_i(y)) \quad (2-10)$$

O refinamento do sistema pode ser feito: a) mudando-se os antecedentes das regras ou das conclusões; b) mudando-se os centros das funções de pertinência de entrada ou de saída; ou, c) adicionando-se variáveis difusas às variáveis linguísticas, gerando assim regras adicionais. As técnicas para fazer isto sistematicamente são um assunto em si mesmo.

2.2.3.5 Fuzificação

O termo '*fuzificação*' (derivado de *fuzzy*, em inglês) designa o processo de tornar uma quantidade determinística em difusa [2]. Faz-se isto simplesmente por reconhecer que muitas das quantidades que se considera ser determinísticas, não o são na realidade. Elas possuem uma considerável incerteza. Se a forma de incerteza acontece por causa de imprecisão ou ambigüidade, então provavelmente a variável é difusa e pode ser representada por uma função de pertinência [29]. O processo de fuzificação, utiliza as funções de pertinência definidas, mapeando cada variável de entrada do sistema em graus de pertinência de algum conjunto difuso que representa a variável em questão.

Um instrumento de medição (um voltímetro digital, por exemplo) fornece dados determinísticos, mas estes dados estão sujeitos a erros experimentais. A informação mostrada na Figura 2-8 mostra uma faixa possível de erros de uma típica leitura de tensão e a função de pertinência associada que poderia representar tal imprecisão.

A representação de dados imprecisos como conjuntos difusos é um passo útil mas não indispensável quando estes dados são utilizados em sistemas difusos. Esta idéia é expressa na Figura 2-9, onde considera-se o dado como uma leitura determinística, Figura 2-9-a, ou como uma leitura difusa, como mostrado Figura 2-9-b. Na Figura 2-9-a, compara-se uma leitura determinística com um conjunto difuso, 'baixa tensão' por exemplo. Pode-se ver na figura que a leitura determinística intercepta o conjunto difuso com uma pertinência de 0,3, isto é, o conjunto difuso e a leitura coincidem com um valor de pertinência de 0,3. Na Figura 2-9-b a interseção do conjunto difuso 'baixa tensão' e uma leitura de tensão difusa ocorre numa

pertinência de 0,4. Pode-se ver na Figura 2-9-b que a interseção dos dois conjuntos difusos é um pequeno triângulo, cuja maior pertinência ocorre num valor de 0,4.

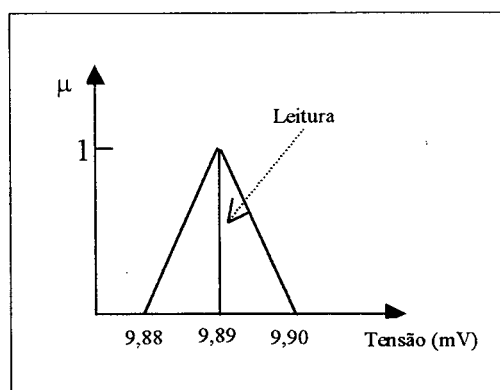


Figura 2-8 - Função de Pertinência Representando a Incerteza numa Leitura de Tensão

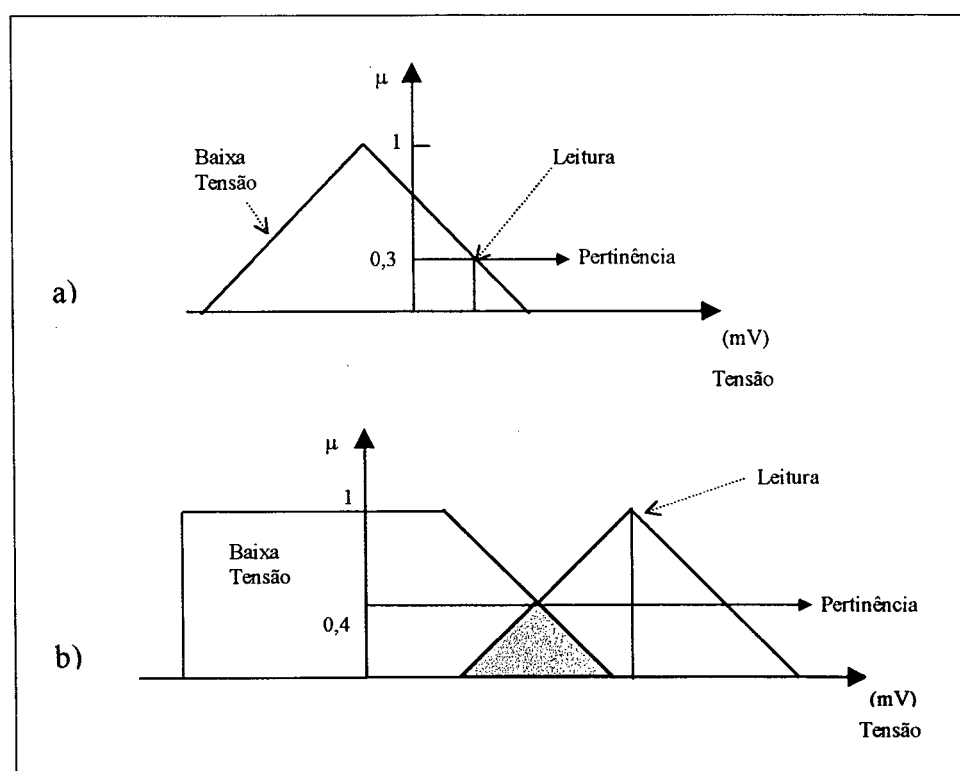


Figura 2-9 - Comparações entre Conjuntos Difusos e Leituras Determinísticas e Difusas: (a) Conjunto Difuso e Leitura Determinística; (b) Conjunto Difuso e Leitura Difusa.

Possivelmente, existem mais maneiras de associar valores ou funções de pertinência a variáveis difusas do que para associar funções de probabilidade a variáveis aleatórias [10].

2.2.3.6 Defuzificação

Existem situações onde a saída de um processo difuso necessita ser um simples valor quantitativo. A operação de defuzificação, é utilizada para obter uma saída não difusa, com

base na inferência obtida no módulo de tomada de decisão lógica, com as funções de pertinência das variáveis linguísticas da parte conseqüente das regras. Para Ross [10] a defuzificação é o processo pelo qual um número difuso tem sua abrangência representada por um simples número. Existem, pelo menos, sete métodos pesquisados e popularizados, onde dentre eles destacam-se o princípio da pertinência máxima, o método da centróide e o método da pertinência média ponderada [10].

O princípio da pertinência máxima, também conhecido como o método da altura, limita-se ao pico da função. A Figura 2-10-a mostra o comportamento deste método:

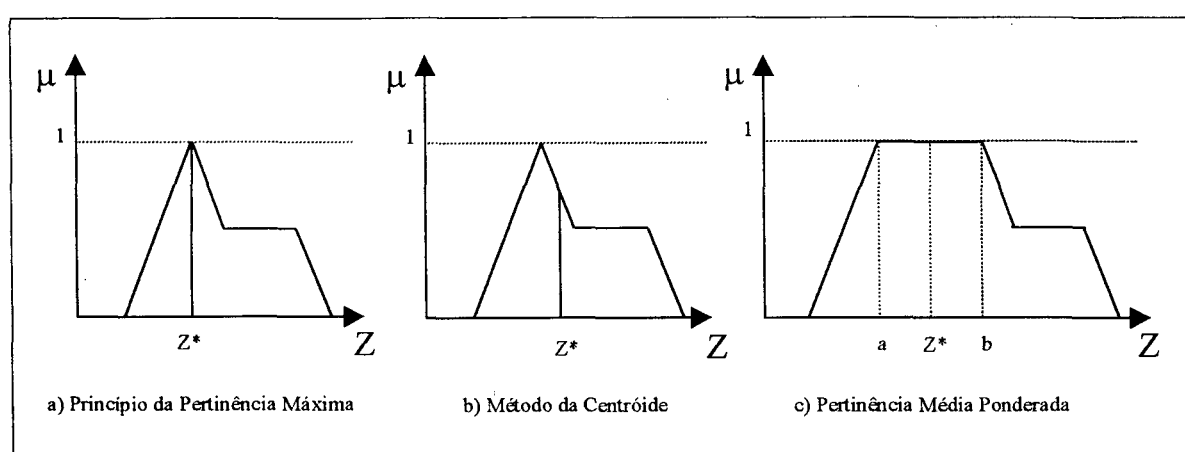


Figura 2-10 - Representação Gráfica dos Principais Métodos de Defuzificação

Já o método da centróide, também chamado de método do centro da área ou ainda centro de gravidade, é o mais usado de todos os métodos de defuzificação [10]. Esse método, mostrado na Figura 2-10-b, tem como valor defuzificado o ponto que divide a região difusa ao meio.

E finalmente, o método da pertinência média ponderada, também chamado de média dos máximos, é quase idêntico ao primeiro método. Esse parte do princípio de que a localização da maior pertinência pode não se limitar a um elemento, mas sim a diversos. O ponto de defuzificação é dado pela expressão da média de a e b, tais como mostrados na Figura 2-10-c.

2.2.3.7 Aplicações

Existem diversos softwares que incorporam rotinas especialmente desenvolvidas para a implementação fácil de sistemas baseados em LD. Exemplos são as rotinas de 'Fuzzy Logic'

implementadas dentro de softwares como o LabVIEW [34], da National Instruments, e o MatLab [35], atualmente na sua versão 5.01.

A fim de aplicar um sistema baseado em LD, observa-se o seguinte procedimento:

- a) definir os objetivos, por exemplo, respondendo as questões: O que se deve tentar controlar? O que se deve fazer para controlar o sistema? Que tipo de resposta é necessária?
- b) determinar as relações entre as entradas e as saídas, e escolher um número mínimo de variáveis para dar entrada na máquina de LD;
- c) usando a estrutura baseada em regras da LD, quebrar o problema numa série de regras (do tipo 'se X e Y então Z') que definem a resposta desejada de saída do sistema para determinadas condições de entrada. O número e complexidade de regras dependem do número de parâmetros de entradas que serão processados e o número de variáveis difusas associadas com cada parâmetro;
- d) criar funções de pertinência que definam o significado (valores) dos termos de entrada/saída usados nas regras;
- e) testar o sistema, avaliar os resultados, ajustar as regras e funções de pertinência, e testar novamente até que resultados satisfatórios sejam obtidos.

Como vantagens, a LD oferece várias características sem igual que a tornam uma escolha particularmente boa para muitos problemas. São elas [10]:

- a) é inerentemente robusta pois não requer dados de entrada precisos e livres de ruído, e pode ser programada para falhar seguramente se uma entrada parar de funcionar, ou não mais existir;
- b) por causa da operação baseada em regras, qualquer número razoável de entradas pode ser processado (8 ou mais, por exemplo) e numerosas saídas geradas (4 ou mais, por exemplo)⁶.
- c) a LD pode controlar sistemas não lineares que seriam difíceis ou impossíveis de modelar matematicamente. Isso abre portas para sistemas de controle que seriam normalmente julgados não automatizáveis.

⁶ Embora a tarefa de definir a base de regras fique complexa se muitas entradas e saídas são escolhidas para uma única implementação, pois também devem ser definidas regras que definem as suas inter-relações. É melhor quebrar o sistema de controle em pedaços menores e usar vários sistemas menores distribuídos de LD, cada um com responsabilidades mais limitadas.

Como desvantagens na aplicação da LD pode-se citar [33]:

- a) pode ser menos exata;
- b) forma sistemas mais difíceis para testar;
- c) nem sempre é simples determinar boas funções de pertinência;
- d) não possui capacidade de aprender e de memória.

O metrô de Sendai, a maior celebridade em termos de aplicação de lógica difusa, a Sendai Subway Automatic Train Operations Controller, chamou a atenção de toda a engenharia de controle ao redor do mundo. A equipe projetista da Hitachi desenvolveu e comparou tipos de controle convencionais e difusos em 300.000 situações de testes, utilizando 3.000 miniaturas de metrô. Estratégias utilizadas em experiências de operações de trem eram implementadas em regras difusas que realizavam um controle difuso prévio, como o controle da velocidade durante o cruzamento, controle de freios perto da região de estações e controle de desvios, levando em consideração fatores como conforto e segurança dos passageiros.

2.2.4 Raciocínio Baseado em Casos

Raciocínio Baseado em Casos (RBCa⁷) é uma abordagem recente para aprendizado e solução de problemas, que tem despertado a atenção dos pesquisadores da área de IA nos últimos anos. Fundamentalmente diferente das outras técnicas de IA em vários aspectos, a técnica de RBCa pode ser definida, segundo Aamodt e Plaza [36], como uma tecnologia para encontrar a solução de um novo problema a partir da recuperação de uma solução de uma situação similar passada, reutilizando suas informações e conhecimentos.

As raízes do RBCa são encontradas nos trabalhos de Schank [12], em memória dinâmica e o papel central que a lembrança de situações anteriores e seus padrões têm em solução de problemas e aprendizado. A fundamentação da abordagem do RBCa é sua plausibilidade psicológica [36]. Muitos estudos têm dado evidências do papel dominante que as situações experimentadas anteriormente desempenham na maneira humana de solucionar problemas.

⁷ Neste trabalho utiliza-se RBCa como abreviação de Raciocínio Baseado em Casos para diferir de RBC, que no contexto metrológico brasileiro designa a Rede Brasileira de Calibração.

2.2.4.1 Ciclo do RBCa

Num alto nível de generalização, o ciclo de utilização de um sistema de RBCa pode ser descrito pelos 4 processos a seguir:

- **recuperar** o(s) caso(s) mais similar(es);
- **reutilizar** a informação e o conhecimento daquele(s) caso(s) para resolver o problema;
- **revisar** a solução proposta;
- **armazenar** as partes desta experiência que são interessantes para a solução de futuros problemas.

Um novo problema é resolvido pela recuperação de um ou mais casos experimentados anteriormente; pela reutilização do caso; pela revisão da solução baseada na reutilização de um caso anterior; e pela retenção da nova experiência por incorporá-la na base de casos existente. Cada um dos processos pode ser subdividido em etapas mais específicas.

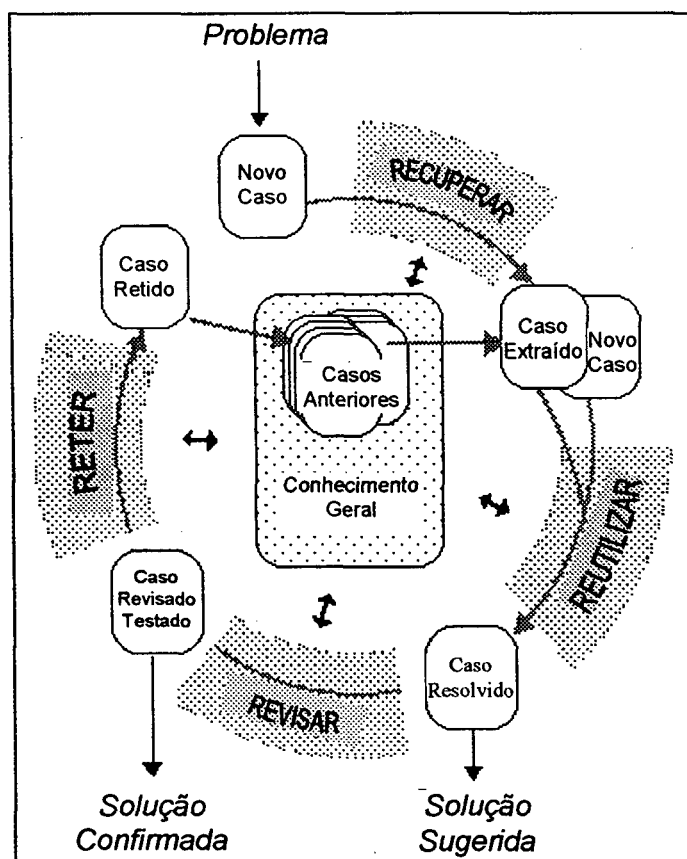


Figura 2-11 - Ciclo de Funcionamento de RBCa

Pela Figura 2-11, segundo Schank [12], vê-se que uma descrição inicial do problema (no topo da figura) define um novo caso (*new case*). Este novo caso é usado para recuperar

um caso da coleção de casos anteriores. O caso recuperado é combinado com o novo caso, através da reutilização, gerando um caso resolvido, ou seja, uma solução proposta para o problema inicial. Através do processo de revisão, esta solução é testada, sendo aplicada ao ambiente do mundo real ou avaliada por um professor, a fim de verificar seu sucesso ou não. A solução do caso deve ser reparada se houver alguma falha.

Como indicado na figura, o conhecimento geral (*general knowledge*) usualmente toma alguma parte neste ciclo, por dar algum suporte ao processo do RBCa. Este suporte pode variar desde muito fraco, ou mesmo nenhum, até muito forte, dependente do tipo de método de RBCa. Conhecimento geral aqui significa conhecimento geral dependente do domínio, como o oposto ao conhecimento específico contido nos casos. Uma forma de representação típica do conhecimento geral pode ser um conjunto de regras de produção.

2.2.4.2 Definição de Caso

Um caso é uma abstração de uma experiência descrita em termos de seu conteúdo e contexto, capturada e aprendida de tal forma que possa ser reutilizada na solução de problemas futuros. O caso pode assumir diferentes formas de representação. O exemplo mais simples de um caso é uma experiência descrita através de atributos devidamente valorados. Segundo Weber-Lee [37], o caso está modelado para o sistema de RBCa somente quando indexado. Porém, a falta de indexação não descaracteriza um caso. Deve-se garantir a contextualização do mesmo e a modelagem adequada para sua utilização computacional.

A formulação inicial para um sistema de RBCa consiste em identificar no que consiste um caso. Sua importância se equívale às formulações requeridas em problemas de programação matemática e lógica, na medida em que uma ou outra orientação na abstração do caso pode definir o sucesso ou fracasso do sistema [38].

2.2.4.3 Etapas de Desenvolvimento de um Sistema de RBCa

O desenvolvimento de um RBCa é uma tarefa variável e não se encaixa facilmente numa metodologia genérica. Mesmo assim, tenta-se aqui apresentar algumas etapas que devem ser realizadas no desenvolvimento de um RBCa, e que quando resolvidas, modeladas e implementadas compreendem um sistema de RBCa. As etapas, em número de seis [37], são:

1. representação dos casos;
2. indexação;

3. recuperação dos casos;
4. adaptação;
5. aprendizagem;
6. análise da situação.

Pode-se imaginar esse conjunto de etapas como áreas de problemas a serem modeladas no desenvolvimento de um sistema de RBCa. Entretanto algumas dessas etapas são plenamente dispensáveis, dado que se pode desenvolver um sistema de RBCa que não realize adaptação ou aprendizagem, ou mesmo a análise da situação [39]. Para estar-se tratando de um sistema de RBCa, basta que se esteja reutilizando informações de experiências passadas para resolver, prever, analisar ou diagnosticar uma experiência similar atual.

O problema da *representação do caso* envolve primordialmente a modelagem do próprio caso. O conjunto dos casos compreende a base de casos, que com suas inter-relações com o restante da estrutura do sistema de RBCa compreende a memória. Deve-se encontrar um equilíbrio entre métodos de armazenamento, que preservem a riqueza dos casos, e os índices e métodos que simplifiquem e agilizem o acesso e a recuperação. Portanto, o modelo de memória, que é a estrutura de organização de casos, deve ser cuidadosamente escolhido, pois dessa escolha muito dependem as questões de tempo computacional e eficiência. O modelo mais conhecido, segundo Aamodt e Plaza [36], é o modelo de memória dinâmica (dynamic memory model), desenvolvido por Schank, em 1982. Independentemente do modelo escolhido, há dois componentes básicos na representação dos casos, que são a descrição do problema (objetivos, restrições e características) e a descrição da solução (a própria solução, etapas do raciocínio, justificativas e expectativas), como num algoritmo, por exemplo. O resultado da aplicação da solução ao problema (feedback, explicação para o resultado, estratégia de reparo e ponteiro para a solução corretiva) é, às vezes, incluído como terceiro componente, dependendo do domínio da aplicação do sistema. Cada um desses componentes deverá ser composto de acordo com a necessidade.

A *indexação* é uma questão que pode ser bastante importante conforme a estrutura e conteúdo da memória. A memória deve ser indexada para proporcionar uma recuperação e reutilização eficientes. As características de um caso tornam-se índices que caracterizam um evento. A indexação é elaborada quando da definição dos casos, enquanto sua utilização prática se dá quando da recuperação. Algumas aplicações omitem a tarefa de indexação, pelo fato de não existir grande complexidade envolvida.

A etapa de *recuperação* consiste em fazer uma busca na memória de casos e selecionar quais poderão ser aproveitados, a partir de um problema a ser resolvido (problema de entrada). A busca por casos é feita por algoritmos que selecionam casos com determinada similaridade com relação ao problema de entrada. O resultado da busca é chegar a um conjunto de casos cujas características combinem com as do problema de entrada, de acordo com as definições de similaridades estabelecidas. Finalmente, um dentre esses casos deve ser escolhido como sugestão do sistema para solução do problema de entrada. O caso escolhido é normalmente tratado na literatura por “*best-match*” [12]. Segundo Aamodt e Plaza [36], existem 3 maneiras de recuperar casos, a saber: buscando diretamente os índices das características, fazendo uma busca numa estrutura de índices e fazendo a busca em um modelo de conhecimento mais amplo.

Com maior nível de detalhe, pode-se organizar a etapa de recuperação através de alguns passos que podem ser considerados como subtarefas; a saber [40]: similaridade, métrica da similaridade, busca e seleção do “*best-match*”. A primeira questão a ser estudada na etapa de recuperação é a similaridade entre o caso alvo (problema de entrada) e o caso na memória a ser comparado, ou seja, o que faz um caso ser similar ao outro. Essa questão só é possível de ser respondida dentro do domínio de conhecimento da aplicação. Quando a recuperação é do tipo que busca a similaridade diretamente comparando os índices, uma métrica de similaridade entre dois casos é usada para este cálculo. Normalmente, são atribuídas diferentes importâncias às características, e métodos de agregação como a média ponderada são utilizados. A busca é a etapa em que se dispara uma função que recupera os casos mais similares, de acordo com um limite de casos que podem ser recuperados ou com um limite de medida de similaridade para que sejam recuperados somente os casos que estejam dentro deste limite. A seleção do caso escolhido é a sub tarefa final de recuperação, realizada segundo algum método de seleção (pergunta ao usuário, heurísticas ou regras) [37].

A etapa de *adaptação*, às vezes chamada de revisão e adaptação, refere-se ao momento de reutilização de um caso armazenado na memória, e significa modificar um caso para solucionar um problema de entrada, avaliando as diferenças entre os mesmos. Várias técnicas de IA podem ser consideradas para desempenhar a adaptação, entretanto regras representem uma técnica simples e muitas vezes satisfatória. A etapa de adaptação é projetada simultaneamente a outras etapas. Quando da definição da modelagem dos casos, já sabe-se que tipo de adaptação pode ser necessária, pois a definição das características de ajuste prevê quais as possíveis discrepâncias ajustáveis. A etapa de adaptação é, assim como as outras

etapas vistas até aqui, fortemente dependente do contexto e do domínio da aplicação, por isso seu tamanho e complexidade é função direta desse fator. Pode-se ter um sistema de RBCa que não necessite da etapa de adaptação.

Na *aprendizagem*, assim que a adaptação é realizada, a solução do caso escolhido pode ser então retida para resolver novos problemas de entrada. Uma subtarefa de avaliação pode ser programada para execução automática ou com a participação do usuário. A avaliação tem por objetivo verificar a qualidade da solução adaptada ao problema de entrada para definir se esta tem condições de ser adicionada à memória. Finalmente, a inclusão do caso adaptado à base de casos encerra a etapa de aprendizagem.

A *análise da situação*, ou ajuste da situação, é empregado quando surge uma demanda de tratamento, por ser difícil para o usuário apresentar o problema de entrada dentro dos mesmos moldes de representação dos casos da base.

2.2.4.4 Vantagens

RBCa se diferencia das outras técnicas de IA devido à uma série de características. Estas diferenças terminam por se traduzir em vantagens dessa técnica sobre outros métodos equivalentes de resolução de problemas [37,39]. Abaixo são listadas essas vantagens:

- Capacidade de utilizar o conhecimento específico dos casos. Ao invés de basear-se somente em conhecimento generalizado do domínio do problema, ou de fazer associações genéricas entre descritores de problema e conclusões, a técnica de RBCa é capaz de utilizar o conhecimento específico de experiências anteriores (ou situações concretas de problemas), chamados de casos;
- Existência de uma forma de consciência nos sistemas de RBCa em relação às suas próprias limitações. Se o sistema de RBCa não encontra casos com a devida similaridade com o caso em análise, eles não geram solução alguma, ao contrário do que é comum em outras técnicas, que podem gerar uma solução aproximada, causando possíveis problemas;
- Capacidade de aprendizado. RBCa tem uma abordagem incremental, sustentada pelo aprendizado, desde que uma nova experiência pode ser armazenada a cada vez que um caso diferente dos já existentes tenha sido resolvido, tornando-o imediatamente disponível para a solução de problemas futuros;

- Maior facilidade de extração do conhecimento. A difícil fase de extração do conhecimento especialista é facilitada nos sistemas de RBCa, pois pode ser realizada com o preenchimento direto dos fatos que descrevem um caso. O RBCa proporciona um excelente mecanismo de aprendizagem, que pode ser utilizado para aquisição automática de conhecimento. A extração do conhecimento pode ser uma tarefa bastante facilitada quando se tem um banco de dados, onde suas entradas possam representar os casos;
- Representação simplificada do conhecimento. A tarefa de representação do conhecimento se resume em escolher o tipo de estrutura da base de casos;
- Fornece justificativas mais humanas. As justificativas são sempre consistentes com as soluções por serem as próprias experiências, representando mais um aspecto de proximidade ao comportamento humano do sistema. Além disso, as justificativas podem avisar sobre possíveis riscos que o uso de determinada abordagem pode implicar.

2.2.4.5 Aplicabilidade de um Sistema de RBCa

A princípio qualquer problema pode ser resolvido por um sistema de RBCa. Não é necessário que exista qualquer algoritmo para a resolução desse problema, conforme já exposto nas vantagens do RBCa.

A técnica de RBCa encontra aplicação em problemas que [37]:

- não são facilmente entendidos (modelos deficientes, pouco domínio do conhecimento disponível);
- possuem uma grande quantidade de regras de exceção;
- possuem necessidade de construir uma memória corporativa e compartilhar experiências entre pessoas;
- é necessário gerar justificativas de fácil compreensão (no RBCa, a justificativa pode ser encontrada no próprio caso resolvido).

Quanto à disponibilidade de dados, a existência de um banco de dados contendo um número suficiente para uma busca representa um avanço no desenvolvimento de um RBCa. Os dados de um banco podem ser vistos como experiências e, portanto, podem ser vistos como casos. Existe um bom número de ferramentas de RBCa que suportam acesso a banco de dados [40].

A adequação da escolha do problema a ser resolvido por um sistema de RBCa é uma das questões colocadas na etapa de validação do sistema. Algumas características com relação à validação devem ser consideradas, tais como o fato de haver especialistas humanos que executem essa tarefa baseados em casos. Com relação à implementação do sistema, devem haver casos disponíveis. Esses devem ter seus pontos principais modeláveis computacionalmente, e, de preferência, que tenham uma métrica de similaridade viável. Com relação à aprendizagem, deve ser considerado se o aumento esperado de robustez poderá diminuir a velocidade do sistema.

Apesar de se poder utilizar qualquer linguagem de programação para a implementação de um sistema de RBCa, deve-se sempre considerar a possibilidade de utilizar uma ferramenta já projetada para essa tarefa, de modo a reduzir o tempo gasto. Watson [40] apresenta um trabalho comparativo de várias ferramentas que permitem a implementação de um sistema de RBCa. As ferramentas citadas no seu trabalho são ART*Enterprise, CASE-1, CasePower, CBR2, Eclipse, ESTEEM, KATE, ReCall, ReMind e S3-CASE.

2.2.4.6 Exemplos de Sistemas de RBCa

Genericamente, alguns dos tipos de problemas endereçados pela técnica de RBCa são: predição, diagnóstico, classificação e controle [37]. É possível encontrar-se uma série de aplicações desenvolvidas empregando-se RBCa, muito embora essa técnica seja relativamente nova [12]. Dentre estes, são fornecidos dois exemplos, sendo o primeiro na área de planejamento e o segundo na área de classificação.

Em Lockheed, Palo Alto, Estados Unidos, foi desenvolvido a primeira aplicação de um sistema de RBCa, na década de 1980 [36]. O domínio do problema é a otimização da carga de uma autoclave para tratamento térmico de materiais compostos. A autoclave é um grande forno de convecção, onde partes de aeronaves são tratadas para conseguir as propriedades ideais. Diferentes tipos de material necessitam de diferentes procedimentos de aquecimento e resfriamento, e a tarefa é carregar a autoclave para uma produção otimizada, isto é, selecionar as partes que podem ser tratadas juntas e distribuí-las no forno tal que suas necessidades de aquecimento sejam atendidas. Sempre existem mais partes a serem curadas do que a autoclave pode ter numa carga.

O conhecimento necessário para realizar esta tarefa razoavelmente bem costuma residir na cabeça de somente umas poucas pessoas experientes. Não existe teoria e são poucos

os esquemas geralmente aplicáveis para realizar esse trabalho. Assim, construir experiências na forma de situações bem e mal sucedidas é importante. A motivação para o desenvolvimento do sistema é a de ser capaz de relembrar as situações relevantes anteriores. Além disso, um sistema de suporte à decisão capacitaria outras pessoas além dos especialistas a realizar o trabalho, bem como treinar novo pessoal. O desenvolvimento do sistema se iniciou em 1987 e tem estado em uso regular desde o final de 1990. Os resultados até a data da publicação do referido trabalho (1994) são relatados como muito positivos [36]. O sistema corrente controla a configuração de uma operação de carga isoladamente, e um sistema estendido que controla a sequência de várias cargas está em teste. A estratégia de desenvolvimento da aplicação tem sido manter um perfil de baixo risco, e incluir funcionalidades e soluções mais avançadas a medida que as experiências com o sistema forem obtidas durante algum tempo.

Uma outra aplicação de RBCa é descrita em Adachi et al. [3], que traz a aplicação de um sistema baseado em casos para o aprendizado e reconhecimento de sinais de trânsito pintados em superfícies de ruas. A intenção desta aplicação é a de fazer com que o processo de dirigir seja mais seguro, através de um dispositivo instalado no veículo que seja capaz de reconhecer os sinais presentes na superfície da rua, e, por exemplo, disparar um sinal de alerta ao motorista de acordo com o significado do sinal presente.

Os padrões para todos os sinais possíveis estão registrados num dispositivo de memória. No processo de reconhecimento, uma amostra de um sinal já normalizado é contrastada com estes padrões armazenados. É fornecida previamente uma medida de similaridade para que seja selecionado apenas um de todos os padrões, o qual representa o sinal mais similar dentre esses. Caso o sistema não consiga obter evidências suficientes de que um sinal pertença à uma única classe, o sistema pode aprender a reconhecê-lo se houver alguém que possa ensinar qual é a resposta certa.

Embora a quantidade de diferentes sinais pintados em superfícies de ruas não seja muito grande, deve ser considerado que é uma cena tomada num ambiente externo, e que, portanto, a qualidade da imagem depende de fatores climáticos e outros fatores não controlados. Esse fato faz com que seja necessário que se armazene um número maior de padrões de sinais, incluindo algumas amostras com distorções que possam vir a ocorrer. Os relatos sobre os testes realizados trazem um percentual de acerto em torno de 84%, já que dos

113 sinais apresentados extraídos de cenas externas a bordo de um veículo, 95 foram classificados corretamente [3].

2.2.5 Algoritmos Genéticos

Os Algoritmos Genéticos (AG), uma das técnicas da área de computação evolucionária, inspirada nos conceitos de genética de Mendel e Teoria da Seleção Natural de Charles Darwin, trata-se de um mecanismo de busca de soluções em espaços complexos, concebido por John Holland, na Universidade de Michigan, entre os anos 60 e 70 [11,41,42]. A teoria da seleção natural estabelece que, aqueles indivíduos mais aptos aos requerimentos ambientais sobrevivem e se reproduzem deixando descendentes, e os menos aptos acabam desaparecendo. Com o passar das gerações, os indivíduos melhores dominam a espécie [41,43].

O AG de Holland é um método para, a partir de uma população de indivíduos (pontos iniciais de busca), evoluir para uma nova população, através da utilização de seleção natural e operadores inspirados na genética. As principais inovações de Holland foram a introdução de um algoritmo baseado em população com os operadores de seleção, cruzamento e mutação. Neste contexto, um indivíduo (às vezes referenciado por *cromossomo* [44]) consiste de uma cadeia de caracteres (string), normalmente uma sequência binária com comprimento l , que codifica uma possível solução. A população é o conjunto destes indivíduos.

Este estudo é baseado no modelo de AG desenvolvido por Holland, o AG Canônico [44], assim chamado por ser o modelo pioneiro e o mais simples. Os outros tipos de AG que hoje são encontrados, são, na sua maioria, extensões ou variantes inspiradas no modelo Canônico [42].

De uma maneira um pouco mais formal, um AG é um mecanismo de busca de máximos ou mínimos de uma função $f(s)$ – a função de avaliação – onde s é o indivíduo da população. Os AG são vistos frequentemente como otimizadores de funções, embora a faixa de problemas aos quais eles tenham sido aplicados é bem maior.

2.2.5.1 Funcionamento

É útil observar o funcionamento do AG como um processo cíclico [44]. Inicia-se com uma população corrente, que será a população iniciada aleatoriamente se for a primeira vez que se executa este ciclo do AG. A seleção é aplicada na população corrente para criar uma

população intermediária. Então o cruzamento (recombinação) e a mutação são aplicados na população para criar a nova população. O processo de ir da população corrente para a próxima população constitui uma geração na execução do AG. Uma vez que uma geração foi encerrada, todo o processo é executado novamente com a nova população tomando o lugar da população corrente, até que o critério de parada do algoritmo seja encontrado.

O mecanismo de *seleção* escolhe membros da população e permite que esses se reproduzam, enquanto retira da população os outros indivíduos. Para isso, avalia-se os indivíduos e aloca-se oportunidades reprodutivas de tal modo que aqueles indivíduos que representam melhores soluções ao problema tenham maiores chances. O método mais simples de seleção no AG é o da ‘roleta’, bem descrito por Goldberg [42], caracterizado por ser um método estocástico com reposição. Nesse método, cada um dos p indivíduos recebe uma probabilidade de reprodução (PR_i) proporcional ao seu “fitness” (F_i), o qual é definido por A_i/MA , onde A_i é o resultado da função de avaliação sobre a string i , e MA é a média das avaliações das strings da população.

Percebe-se que, para que o AG possa existir, é necessário que haja uma forma de quantificar o desempenho de cada indivíduo frente ao problema a ser resolvido, e isto dá origem à função de avaliação. Essa é, com frequência, erroneamente denominada como função “fitness”, que, por sua vez, caracteriza-se por ser a função que utiliza os resultados da função de avaliação para alocar oportunidades reprodutivas [42].

O operador de *cruzamento* (crossover, em inglês), é o responsável pela troca de blocos de seqüências de caracteres entre os indivíduos. Deve ser aplicado a **pares** de seqüências de caracteres, formados de indivíduos selecionados aleatoriamente, com uma determinada probabilidade. Dado o par de “strings” que fará o cruzamento, é necessário recombinar essas “strings” de forma a gerar outras duas que serão inseridas na nova população. Considerando-se as “strings” da Figura 2-12, na qual cada uma representa uma solução para um problema hipotético, é ilustrado o operador de cruzamento realizando a troca de trechos de código entre dois indivíduos selecionados, gerando outros dois novos indivíduos que vão fazer parte de uma nova população. O ponto de cruzamento, também ilustrado na figura, é escolhido aleatoriamente. Pode-se ter mais de um ponto de cruzamento, dependendo dos objetivos do AG, desde que as regras de formação da seqüência de caracteres sejam respeitadas.

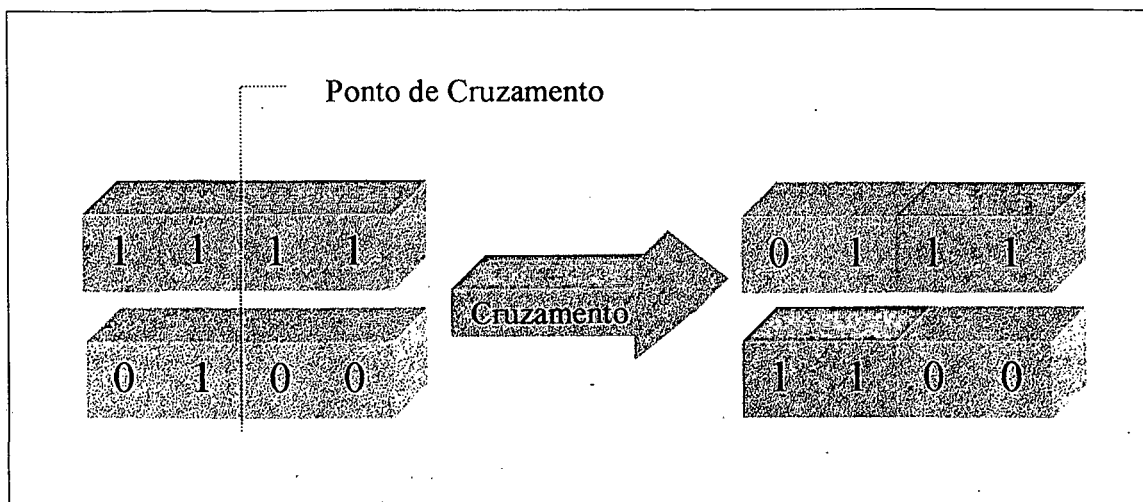


Figura 2-12 - Representação Gráfica do Operador de Cruzamento

Depois de realizado o cruzamento é aplicado o operador de *mutação*. Cada caractere na sequência poderá sofrer uma mutação com uma determinada probabilidade, geralmente baixa. O operador de mutação faz com que o indivíduo afetado geralmente faça parte de uma nova região do espaço de busca. Esse operador cria novas soluções e previne o AG de convergir num ótimo local [11]. Sob o ponto de vista biológico, as mutações são o fator mais importante de variações genéticas de uma espécie, realizando mudanças no código genético de um ser vivo e são responsáveis pelo surgimento de novas características que podem ou não ser benéficas [11].

Depois de todo o processo de seleção, cruzamento e mutação, a nova população pode ser avaliada. Todo esse processo encerra uma geração na execução do AG. Esse ciclo só termina quando uma condição de término for alcançada, que é, geralmente, quando o ponto ótimo desejado for encontrado ou quando o número máximo de gerações permitidas for ultrapassado.

Uma das questões sobre AG é a respeito de como ele trabalha, pois, apesar de ser simples de descrever e programar, seu comportamento pode ser complicado. Seguindo a teoria tradicional, AG descobre, enfatiza e recombina “bons blocos de construção”⁸ de soluções, de maneira altamente paralela. Isso é: boas soluções tendem a compor-se desses bons blocos nos indivíduos em que estão presentes [41].

⁸ Combinações de caracteres na sequência que conferem um alto “fitness” aos indivíduos.

A noção informal de “blocos de construção” é formalizada, por Holland, através da noção de esquema. Esquema é uma espécie de molde, o qual possui algumas posições fixas na sequência de caracteres e outras que não importam, como por exemplo, a sequência “011*”, onde o asterisco “*” indica as posições que não importam. Um esquema denota um subconjunto de strings. Continuando o exemplo anterior, o subconjunto das strings contido no esquema “011*” é {0110,0111}. Um AG, ao avaliar uma população de n indivíduos, está implicitamente estimando o fitness médio de todos os esquemas que estão presentes na população, e aumentando ou diminuindo sua representação de acordo com o Teorema do Esquema [11]. O Teorema do Esquema diz que esquemas curtos e de baixa ordem, cujo fitness médio fica acima da média, receberão números de amostras exponencialmente crescentes. A avaliação simultânea e implícita de um grande número de esquemas em uma população de n indivíduos é conhecida como paralelismo implícito [42].

Segundo FOGEL [41], assim como o crossover possui um papel importante, unindo “blocos de construção”, a mutação possui importância, como um operador de fundo, para assegurar que todos os valores possíveis em cada posição da string possam entrar na população. Isto é, a mutação faz com que uma informação não passada para a próxima geração possa ser recuperada.

2.2.5.2 Diferenças dos AG quanto a outros Métodos de Busca

Para que os AG superem os outros métodos de busca, eles devem diferenciar-se de alguma maneira fundamental. As principais características dos AG que os fazem diferentes de outras técnicas são [11,41,42]:

- são relativamente independentes do domínio do problema (existem apenas dois componentes dos AG que são dependentes do problema: a codificação dos indivíduos e a função de avaliação);
- trabalham com uma string de caracteres, geralmente em código binário, para representar um conjunto de parâmetros, ao invés de trabalhar diretamente com os próprios parâmetros;
- são relativamente imunes à alta dimensionalidade, mínimos locais e a ruídos;
- usam regras probabilísticas para guiar a busca, e não regras determinísticas;
- só necessitam informação concernente à qualidade da solução produzida por cada conjunto de parâmetros (informação da função objetivo), não são como os métodos

de otimização, que requerem informação derivada, ou completo conhecimento dos parâmetros e da estrutura do problema;

- consideram uma população de pontos, e não um só (nesta característica encontra-se o paralelismo dos algoritmos genéticos, já que esses pontos vão evoluir juntos, compartilhar e disputar recursos, e aqueles que melhor se adaptarem aos requerimentos ambientais gerarão descendentes).

Entretanto, é claro que um AG Canônico é limitado em diversos aspectos para a solução de problemas reais e sua modelagem. Não são todos problemas que usam codificação binária; seleção proporcional ao fitness não é sempre o melhor método; e os operadores genéticos simples não são sempre os mais efetivos ou apropriados. O AG deve, então, ser adequado ao uso nestes casos. Além disso, o AG simples deixa de fora muitas idéias potencialmente utilizáveis da biologia real, muitas das quais foram propostas para o uso por John Holland, mas, até a data da referência [11], ainda não foram examinadas sistematicamente.

2.2.5.3 Aplicabilidade dos AG

Dada uma aplicação em potencial, como se pode afirmar que o AG é um bom método de solução? Não há uma resposta rigorosa neste sentido. Entretanto, Mitchell [11] orienta que deve-se utilizar um AG quando uma ou mais das seguintes características estiver presente:

- espaço de busca é muito grande;
- a função que mapea o espaço de busca não é unimodal (apresenta mais de um ponto de máximo/mínimo);
- a aplicação não exige que se encontre o máximo global, isto é, é permitido que se encontre rapidamente uma solução satisfatória.

Entretanto, algumas observações devem ser feitas. Se o espaço de busca for pequeno, então ele pode ser explorado exaustivamente, até que se tenha certeza de que a melhor solução possível foi encontrada, enquanto que o AG talvez possa não convergir num ponto de ótimo global. Da mesma forma, se o espaço de busca for unimodal, um algoritmo de gradiente descendente será mais eficiente do que um AG. A presença de uma ou mais características citadas por Mitchell não garante o sucesso da aplicação do AG frente a outros métodos de busca, pois a aplicação do AG depende ainda de suas próprias características, tais como a forma de codificação dos indivíduos e da forma de implementação dos operadores.

Os AG têm sido utilizados para resolver com sucesso problemas práticos de otimização nas mais diversas áreas (especialmente a técnica e a científica), com publicações em segmentos como engenharia mecânica, matemática, medicina, “data warehousing” e finanças [45].

Entre as classes de problemas enfrentados, destacam-se a otimização numérica e a otimização combinatória. Como exemplos de otimização combinatória podem-se destacar a otimização de lay-out de circuito eletrônico [46] e o escalonamento de tarefas [47].

Existem diversos produtos de software baseados em AG disponíveis no mercado atualmente. Dentre eles, destacam-se o Microsoft Excel, que possui a ferramenta adicional chamada “Evolver” [45], e as diversas “*toolboxes*” de AG que integram pacotes de software tais como o MatLab [35].

Um exemplo de software de escalonamento de tarefas baseado em AG é o Optimised Planing, comercializado pela empresa norte-americana SynQuest [47]. O software foi criado para aumentar a eficiência do planejamento e programação das tarefas de uma empresa de manufatura. Ao contrário de diversos outros pacotes de software de planejamento e programação de manufatura que tentam encontrar os gargalos da produção e rotas possíveis de contorno, o Optimised Planning emprega o AG para procurar por várias respostas ao mesmo tempo, em termos de custo, tempo e volume de produção, fazendo com que desta forma se maximize o resultado global do processo de produção.

2.3 Classes de Problemas

Resolver problemas é uma tarefa intrínseca da área de IA pois a própria definição dada a IA se refere a resolução de problemas que ‘*se resolvidos pelo ser humano, atribui-se a ele inteligência*’. Esse tópico procura estabelecer uma classificação dos problemas encontrados na área técnica e científica e seu relacionamento com as técnicas estudadas.

Para isso é necessário, primeiro, se estabelecer uma idéia um pouco mais formal do que seja problema.

2.3.1 Definição de Problema

A palavra ‘problema’ é tão familiar que pode até parecer estranho perguntar sobre seu significado. Durante muito tempo se tratou de problemas, achou-se a solução de muitos,

provou-se que existem ou não solução para muitos problemas, e muitos ainda desafiam a ciência.

Pode-se dizer que a necessidade de uma compreensão mais profunda da natureza de problemas é motivada pela IA, pois o desejo de construir máquinas resolvidoras de problemas impõe a compreensão da natureza íntima dos mesmos. Polya, citado por Barreto [32], sugere que antes de tentar buscar a solução de um problema procure-se responder as seguintes perguntas:

- “quais são os dados?”
- “quais são as soluções possíveis?”
- “que caracteriza uma solução satisfatória?”

Essas perguntas podem ser tomadas como guia para formalizar a noção de problema [32]: “Um problema é o objeto matemático $P=\{D,R,q\}$, consistindo de dois conjuntos não vazios, D os dados e R os resultados possíveis, e de uma relação binária $q \subset D \times R$, a condição, que caracteriza uma solução satisfatória”.

Deve-se conhecer as particularidades acerca do problema a ser resolvido, de forma a sugerir a maneira de como chegar a uma solução. Segundo Barreto [32], deve-se conhecer:

- se são conhecidos os passos para se chegar a solução;
- se o problema é decomponível;
- se os passos para as soluções podem ser desfeitos;
- se o universo de soluções é previsível;
- se uma boa solução é relativa ou absoluta;
- se a interação humana é importante.

2.3.2 Formação de Classes de Problemas

Para a formação de classes de problemas procura-se, neste trabalho, utilizar uma terminologia próxima daquela utilizada na ciência metrológica, baseada principalmente nas normas ISO [48-52] e no Vocabulário Internacional de Termos Fundamentais e Gerais de Metrologia [53], ao invés de uma terminologia baseada nos termos utilizados na área de IA. Com esse objetivo em mente, mesmo não tendo encontrando tal terminologia na bibliografia, pode-se considerar os seguintes problemas de interesse para cientistas e engenheiros, segundo Jain e Mao [28]:

- classificação de padrões;
- categorização;
- aproximação de funções;
- predição;
- otimização;
- memória endereçável por conteúdo;
- controle.

É contribuição deste trabalho adicionar o tipo de problema ‘diagnóstico’ à relação acima, já que ele não fora contemplado, e é tarefa importante e corriqueira dentro do contexto metrológico.

2.3.2.1 Classificação de Padrões

A tarefa de classificação de padrões é associar um padrão de entrada (tal como um eletrocardiograma), representado por um vetor de características $d \in D$, a uma ou mais classes preestabelecidas $r \in R$ (normal ou anormal, por exemplo), tal que $(d, f(d)) \in q$ (onde $f(d)=r$) e $f: D \rightarrow R$ é uma função que procura associar cada elemento em D a um elemento em R . Aplicações bem conhecidas incluem o reconhecimento de caracteres, classificação de células sanguíneas, classificação de eletrocardiogramas, e inspeção visual de produtos ao final de uma linha de produção [28].

Para esse tipo de aplicação, as técnicas de RNA, SE, LD e RBCa podem ser aplicadas com êxito, dependendo apenas da adequação da técnica escolhida às características intrínsecas do problema a resolver; por exemplo, se é possível ou não expressar regras para classificação.

RNA e RBCa são particularmente interessantes porque dispensam o conhecimento da relação entre os padrões de entrada e os de saída, enquanto que SE e LD requerem esse conhecimento.

2.3.2.2 Categorização

Na categorização, também conhecida como agrupamento (‘clustering’) ou classificação não supervisionada de padrões, existem dados não associados (D) com classes conhecidas (R). Um algoritmo de agrupamento (f) explora a similaridade entre os padrões e os padrões similares locais. A função f pode ser definida por $f: D \rightarrow R$, tal que $\forall d \in D$ tem-se

$(d, f(d)) \in q$, onde $f(d)=r$. Aplicações bem conhecidas incluem o ‘data mining’ (mineração de dados), a compressão de dados, e a análise exploratória de dados.

Dentre as técnicas de IA apresentadas, somente as RNA podem realizar esta tarefa, através de um mapa de Kohonen, de uma rede do tipo ART (*Adaptive Resonance Theory*) ou de uma rede do tipo RBF (*Radial Basis Function*).

2.3.2.3 Aproximação de Funções

Suponha-se que um conjunto de n padrões de treinamento, isto é, pares de entrada e saída (d, r) do tipo $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, tenham sido gerados a partir de uma função desconhecida $\mu(x)$, sujeita a ruídos. A tarefa de aproximação de funções é encontrar uma estimativa da função desconhecida μ (ou f), chamada de μ_e , por exemplo. Vários problemas de modelagem científica e de engenharia requerem a aproximação de funções.

Para este tipo de problema, pode ser utilizada tanto uma RNA, do tipo perceptron (de camada simples ou multicamadas) ou RBF (*Radial Basis Function*), quanto um sistema baseado em LD.

2.3.2.4 Predição

Dado um conjunto de n amostras $\{y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n)\}$ numa sequência temporal (t_1, t_2, \dots, t_n) , a tarefa é prever a amostra $y(t_{n+1})$ em algum tempo futuro t_{n+1} . A predição tem um impacto significativo nas tomadas de decisões nos negócios, na ciência e na engenharia. A predição de preços de mercado e de condições climáticas são aplicações típicas de técnicas de predição.

Sem dúvida, as RNA do tipo Hopfield representam a técnica mais indicada para esse problema. Entretanto, SE, LD e RBCa podem também ser aplicados quando são providos de algum mecanismo que lhes permitam armazenar e trabalhar com os estados anteriores.

2.3.2.5 Otimização

Uma grande variedade de problemas na área da matemática, de estatística, da engenharia, da medicina e da economia podem ser propostos como problemas de otimização. O objetivo de um algoritmo de otimização é encontrar uma solução que satisfaça um conjunto

de restrições tais que uma função objetivo é maximizada ou minimizada. O problema do caixeiro viajante (conhecido como PCV) é um exemplo clássico [6].

Os AG são a técnica mais indicada para esse tipo de problema. Entretanto, entre as RNA, pode-se aplicar também a rede de Hopfield.

2.3.2.6 Memória Endereçável por Conteúdo

No modelo von Neumann de computação, uma entrada na memória é acessada somente através de seu endereço, o qual é independente do conteúdo na memória. Além disso, se um pequeno erro é cometido no cálculo do endereço, um item completamente diferente pode ser recuperado. A memória associativa ou memória endereçável por conteúdo, como implica o nome, pode ser acessada pelo seu conteúdo. Esse pode ser recuperado mesmo por uma entrada parcial ou distorcida. A memória associativa é extremamente desejável na construção de bases de dados multimídia [28].

Neste tipo de problema, as RNA que expressam alguma forma de memória associativa são desejáveis, tais como as redes de Hopfield. Entretanto, RBCa também pode ser utilizado pois permite que se recupere os casos mais similares à uma dada entrada .

2.3.2.7 Controle

Considere um sistema dinâmico definido por uma tupla $\{u(t), y(t)\}$, onde $u(t)$ é a entrada do controle e $y(t)$ é a saída resultante do sistema no tempo t . No controle adaptativo de um modelo de referência, o objetivo é gerar uma entrada de controle $u(t)$ tal que o sistema siga uma trajetória desejável determinada pelo modelo de referência. Um exemplo é o controle da aceleração de um motor com uma carga de torque variável.

O controle é apenas citado por constar na divisão realizada por Jain e Mao [28]. Entretanto esse assunto não será tratado neste estudo por ser um campo amplo de aplicação e constituir por si só um objeto de estudo.

2.3.2.8 Diagnóstico

A tarefa de diagnóstico, ou explicação, é fornecer conclusões e informações peritas acerca de assuntos especializados, sendo que na maioria das vezes possui um caráter bastante interativo [16]. Funcionalmente muito parecida com a tarefa de classificação de padrões, tem

como principal diferença o fato de ser possível chegar a um conjunto de resultados (saídas) a partir de um conjunto de respostas (entradas), isto é, pode não haver um resultado único [39]. Algumas vezes isto se deve à necessidade de se chegar a um resultado com apenas parte dos dados de entrada, podendo-se ter conjuntos de entrada diferentes para diferentes hipóteses de diagnóstico [37].

Problemas bem conhecidos dessa classe incluem as análises realizadas com fins de investigação, sendo importante exemplo os diagnósticos médicos [16]. Outro exemplo são as recentes ferramentas de diagnóstico em sistemas de potência [54,55].

A tarefa de diagnóstico é problema típico de solução através de SE e LD, mas as técnicas de RNA e RBCa também podem ser aplicadas, dependendo apenas da adequação da técnica escolhida às características intrínsecas do problema a resolver, como por exemplo, se é possível ou não expressar regras para a obtenção do diagnóstico.

2.3.3 Resumo de Utilização das Técnicas em Problemas

De acordo com o que foi visto, relaciona-se reduzidamente as aplicações das técnicas de IA aos problemas técnicos e científicos, conforme apresentado na Tabela 2-4.

A atribuição de valores na escala dada (onde o valor 1 representa a técnica mais adequada) é realizada de forma subjetiva e é resultado do trabalho realizado até aqui. É dada de forma geral, devendo ser revista quando for aplicada a algum problema em específico, onde certamente dependerá das características deste problema.

A terminologia adotada para a classificação de problemas mostra-se bastante útil para o meio técnico e científico, podendo servir de guia de referência a consultas para quem procura uma tecnologia da área de IA como auxílio. Outras terminologias consultadas aproximavam-se muito das áreas da ciência da computação, não sendo orientadas para as necessidades da ciência metrológica.

Assim, foram revistas e sintetizadas as atuais tecnologias que são disponíveis na Inteligência Artificial para a construção de sistemas inteligentes. O uso apropriado dessas tecnologias leva a sistemas úteis com performance aumentada ou com outras características que não podem ser encontradas através de outros métodos [28]. Desenvolvedores e pesquisadores estão trabalhando para entender melhor o uso apropriado de sistemas

inteligentes, e a atividade nesta área está começando a produzir guias e modelos para aplicações futuras [56].

Classes De Problemas	Tecnologias de Inteligência Artificial				
	Sistemas Especialistas	Redes Neurais Artificiais	Lógica Difusa	Raciocínio Baseado em Casos	Algoritmos Genéticos
Classificação de Padrões	1	1	1	1	NA
Categorização	NA	1	NA	NA	NA
Aproximação de Funções	NA	1	2	2	NA
Predição	2	1	1	2	NA
Otimização	NA	2	NA	NA	1
Memória Endereçável por Conteúdo	NA	1	NA	2	NA
Diagnóstico	1	1	1	2	NA
Legenda 1 – Primeira Opção 2 – Segunda Opção NA – Não Adequada					

Tabela 2-4 - Avaliação da Aplicabilidade de Cada Técnica às Classes de Problemas

CAPÍTULO 3

AVALIAÇÃO DA APLICABILIDADE DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NAS ATIVIDADES DO PROCESSO DE MEDIÇÃO

Com o objetivo de situar este trabalho dentro da área metrológica, e verificar qual o escopo que o tema Processo de Medição compreende, é necessário que se conheça quais atividades são abrangidas pela metrologia. Embora não tenha sido encontrada na literatura pesquisada uma divisão formal das atividades elementares da ciência metrológica, neste trabalho se dividiu a metrologia nas seguintes grandes áreas:

- A) Instrumentação;
- B) Processos de Medição;
- C) Formação de Recursos Humanos.

Muito embora a Instrumentação e a Formação de Recursos Humanos sejam áreas nas quais é crescente o estudo da aplicação de alguma técnica de IA, elas são apenas citadas, não tendo sido aprofundado o seu estudo neste trabalho. Além disso, instrumentação é assunto amplamente estudado na área de controle e, em especial, em segmentos de engenharia [57]. Portanto somente as atividades do Processo de Medição é que serão realmente estudadas. Essas podem ser divididas em:

- 1) Estabelecimento dos Requisitos do Sistema de Medição;
- 2) Projeto do Processo de Medição;
- 3) Avaliação de Incerteza;
- 4) Validação das Medições[58];
- 5) Calibração de Sistemas de Medição[59];
- 6) Interpretação de Resultados de Medição.

A estrutura das atividades nos Processos de Medição foi tomada do artigo de Zingales [60] com pequenas alterações, adicionando-se a essas atividades algumas idéias dadas por Sydenham [61,62] para a divisão do processo de medição. Outrossim, a divisão é coerente com trabalhos anteriores nos quais foram buscados subsídios para auxiliar na caracterização de cada atividade; dentre eles [63-67].

O Processo de Medição pode ser definido como o procedimento experimental pelo qual o valor momentâneo de uma grandeza física (mensurando) é determinado como um

múltiplo e/ou uma fração de uma unidade, estabelecida por um padrão, e reconhecida internacionalmente [68]. Verifica-se que nesse tópico as atividades acima relacionadas dão ênfase às atividades ligadas ao contexto da Garantia da Qualidade Metrológica.

Embora as atividades do Processo de Medição estejam listadas de maneira seqüencial, a Figura 3-1 mostra que todas as atividades são interrelacionadas.

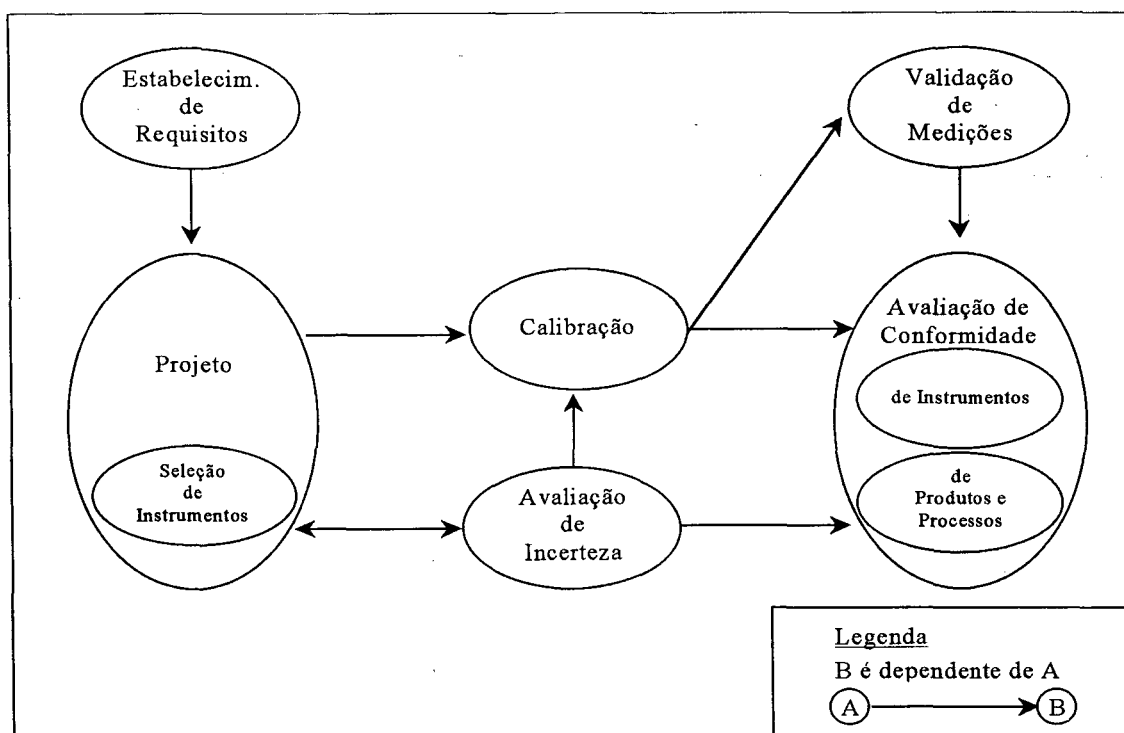


Figura 3-1 - Grafo das Dependências das Atividades no Contexto da Garantia da Qualidade nos Processos de Medição

O objetivo deste capítulo é transmitir uma breve descrição de cada atividade relacionada ao Processo de Medição, no contexto da Garantia da Qualidade Metrológica, já indicando de que forma cada uma destas atividades pode ser beneficiada através da aplicação de técnicas vistas no capítulo anterior.

Também busca-se fornecer exemplos de publicações já existentes que mostram, quando encontrados, o interesse anterior de autores em estudar a aplicação de alguma técnica de Inteligência Artificial nalgum problema da metrologia.

3.1 Estabelecimento dos Requisitos do Sistema de Medição

As Especificações de Requisitos do Sistema de Medição (SM) são caracterizadas por descreverem o que a entidade a ser desenvolvida ou adquirida deve possuir ou ser capaz de realizar.

As especificações de requisitos são documentos importantes no relacionamento entre o cliente e o fornecedor, pois a qualidade da especificação será refletida no quanto o produto final, neste caso, o sistema de medição, se encaixa nas necessidades originais [69]. Portanto, é necessário que a preparação das especificações receba atenção considerável.

A fase de estabelecimento dos requisitos do SM é responsável pela perfeita caracterização do problema de medição (requisitos metrológicos e operacionais da aplicação), dando origem a critérios que servirão como referencial para a seleção de instrumentos e análise do processo de medição [70].

Entretanto especificações bem definidas não são documentos simples de escrever. A tarefa requer um conhecimento de formatos de especificação, familiaridade com a linguagem de especificação (principalmente com os termos metrológicos), conhecimento de padrões, e o conceito do que constitui um conjunto razoável de requisitos dentro de uma particular aplicação [63,71]. Além disso, os requisitos do sistema de medição devem observar o tipo de aplicação que ele terá, o qual, segundo Doebelin [72], poderá ser: a) monitoração, b) controle de processos e operações, e c) análise experimental de engenharia.

3.1.1 O que é Necessário Especificar

Uma especificação para ser considerada satisfatória deve responder de forma clara questões como **o que** se necessita medir (definir o mensurando), **como** vai se medir o objeto em questão, qual a **incerteza máxima admitida** (ou qual a relação incerteza de medição e tolerância), e **como é o processo** no qual o SM vai ser inserido [73]. Assim sendo, percebe-se que uma especificação de requisitos não determina que SM deverá ser utilizado.

Não é objetivo deste trabalho estudar quais os itens que compõem uma especificação de requisitos em detalhe de qualquer tipo de SM, mas sim como ela é realizada, tendo uma idéia de quais são os requisitos mais comuns.

Tabela 3-1 - Tópicos para uma Especificação de Requisitos de SM segundo Cook.

1	Escopo
2	Documentos Aplicáveis
3	Requisitos
3.1	Definição do SM
3.1.1	Descrição Geral
3.1.2	Definição de Interface
3.1.2.1	Interface Elétrica
3.1.2.1.1	Interface Alimentação
3.1.2.1.2	Interface de Comunicação
3.1.2.1.3	Compatibilidade Eletromagnética
3.1.2.2	Interface Mecânica
3.1.2.2.1	Sensor
3.1.2.2.2	Unidade de Tratamento de Sinal
3.1.2.2.3	Dispositivo Mostrador
3.1.2.3	Interface Térmica
3.2	Características do SM
3.2.1	Características de Performance
3.2.1.1	Faixa de Medição
3.2.1.2	Erro Total de Medição
3.2.1.3	Performance Estática
3.2.1.3.1	Resolução
3.2.1.3.2	Repetitividade
3.2.1.3.3	Histerese
3.2.1.3.4	Desvios
3.2.1.3.5	Requisitos Especiais
3.2.1.4	Resposta Dinâmica
3.2.1.5	Consumo de Energia
3.2.2	Características Físicas
3.2.2.1	Encapsulamento
3.2.2.2	Massa
3.2.3	Reusabilidade
3.2.4	Manutibilidade
3.2.5	Condições Ambientais
3.2.5.1	Ambiente Operacional
3.2.5.1.1	Faixa de Temperatura
3.2.5.1.2	Características Vibratórias
3.2.5.1.3	Faixa de Pressão do Ar
3.2.5.1.4	Características Ambientais Operacionais Especiais
3.2.5.2	Ambiente não Operacional
3.2.5.2.1	Faixa de Temperatura
3.2.5.2.2	Características Vibratórias
3.2.5.2.3	Faixa de Pressão do Ar
3.2.5.2.4	Características Ambientais Operacionais Especiais
3.3	Projeto e Construção
4	Garantia da Qualidade
5	Preparação para a Entrega

Assume-se que deva haver um esquema de requisitos mínimo e comum a todos os SM, de maneira similar com o que foi apresentado por Cook [69] em seu trabalho, transcrito aqui na Tabela 3-1. Entretanto, deve ser considerado que a especificação de um SM em particular terá características próprias, dependendo principalmente do domínio da grandeza de medição em questão e das condições de medição. Por exemplo, a medição da pressão no interior de uma câmara de combustão num motor de combustão interna possui características diferentes de uma simples medição de pressão estática (ou quase estática) numa tubulação. Geralmente,

o estabelecimento de tais características é dado por normas ou por recomendações de fabricantes.

Seguindo a linha de raciocínio apresentada por Camarano [70] e por França [73], a especificação de requisitos de um SM possui características gerais e específicas. Ambos autores estabelecem que as características gerais são dependentes do mensurando. Alguns exemplos de características gerais são a faixa de medição⁹, o erro máximo admissível¹⁰ e o tempo de resposta do sistema de medição¹¹.

Já França [73], embora estivesse enfocando especificamente a área de controle geométrico, destaca que uma perfeita caracterização da tarefa de medição, implica definir o que será medido, bem como estabelecer as condições de contorno que envolvem a medição; itens aqui transcritos na Tabela 3-2. O mensurando, sem dúvida, é o elemento fundamental na especificação do SM, pois está diretamente associado às características metrológicas e operacionais. Mesmo não tratando exatamente da Especificação de Requisitos, descreve as características metrológicas e operacionais que devem ser conhecidas para a perfeita seleção de um SM, como mostra a Tabela 3-3. Quase todas estas características são consideradas como gerais. O conjunto das informações relativas ao mensurando compreende:

- a) **tipo de parâmetro a medir**, que depende da área. Se for da área mecânica pode ser dimensão, forma, orientação, posição, etc.; se for da área elétrica, pode ser corrente AC ou DC, tensão AC ou DC, etc.; e assim por diante;
- b) **faixa de valores** que o parâmetro a medir pode assumir. É necessário que a faixa de valores do parâmetro a medir ou o valor nominal desse, se for o caso, esteja contido dentro da faixa de medição especificada no sistema de medição. Além disso, a faixa de valores do parâmetro (principalmente os geométricos) depende do método de medição, direto ou diferencial, a ser empregado.

⁹ Conjunto de valores de um mensurando para o qual admite-se que o erro de um instrumento de medição mantém-se dentro dos limites especificados [53].

¹⁰ Valores extremos de um erro admissível por especificações, regulamentos, etc., para um dado instrumento de medição [53].

¹¹ Intervalo de tempo entre o instante em que um estímulo é submetido a uma variação brusca e o instante em que a resposta atinge e permanece dentro de limites especificados em torno do seu valor final estável [53].

- c) **relação incerteza de medição versus tolerância de fabricação.** Aspecto da maior importância em metrologia envolve a relação entre a incerteza da medição (IM) e a tolerância (Tol). Esta relação não é única e deve ser determinada de forma adequada para cada nova aplicação, ponderando-se entre o que é realizável e o que é necessário.

Tabela 3-2 - Caracterização da Tarefa de Medição no Controle Geométrico.

Elemento		Características a Serem Observadas no SM
Grandeza a medir	<ul style="list-style-type: none"> • Tipo do Parâmetro • Faixa do Parâmetro • Tolerância de Fabricação 	<ul style="list-style-type: none"> • Características Metrológicas e Operacionais • Aplicação
Característica do Mensurando	<ul style="list-style-type: none"> • Forma/Volume • Acabamento • Material • Peso 	<ul style="list-style-type: none"> • Características Operacionais e Construtivas
Método/Técnica de Medição	<ul style="list-style-type: none"> • Por Comparação Direta • Diferencial • Por Coordenadas • Com ou Sem Contato 	<ul style="list-style-type: none"> • Características Construtivas (princípio de funcionamento) • Aplicações
Condições Ambientais	<ul style="list-style-type: none"> • Poeira • Temperatura • Umidade • Vibração • Ruído Elétrico/Acústico • Tensão da Rede 	<ul style="list-style-type: none"> • Características Construtivas (princípio de funcionamento)
Quantidades e Tempo	<ul style="list-style-type: none"> • Grau de Automatização • Operador • Medição Unitária/Série 	<ul style="list-style-type: none"> • Tipos do SM • Características Construtivas • Aplicações
Custo	<ul style="list-style-type: none"> • Tempo de Execução e Preparação • Custo Horário (custo aquisição + operação) 	<ul style="list-style-type: none"> • Custo/Hora do SM • Custo Hora do Operador

Tabela 3-3 - Características Metrológicas e Operacionais Comuns a quase Todos os SM

Características		Forma de Apresentação
Metrológicas	Comportamento do SM	Tabela
	• Característica de Resposta	Equação
	• Curva de Erro	Gráfico
	Erro Sistemático	Valor absoluto (unidade do SM)
	Erro Aleatório	Valor Relativo
	Dispersão	• Faixa de Medição Especificada
Operacionais	Incerteza	• Ao Valor Final da Escala
	Histerese	• Ao Valor de Referência
	Faixa de Medição Especificada	Valor Absoluto
	Faixa Nominal	(máximo e mínimo)
	Resolução	
	Valor de uma Divisão	
	Sensibilidade	Valor Absoluto

Também Blank [74] estabelece um roteiro para especificação de requisitos, desta vez em circuitos eletro-eletrônicos, extenso por demais para ser aqui tratado.

3.1.2 Rápida Descrição de Como é Realizada a Tarefa de Estabelecimento de Requisitos

Cook [69] descreve como imagina funcionar o processo de formulação de especificações de instrumentos de medição, baseando-se em como o ser humano procede para resolver esta atividade. A Figura 3-2 apresenta o fluxograma proposto por Cook.

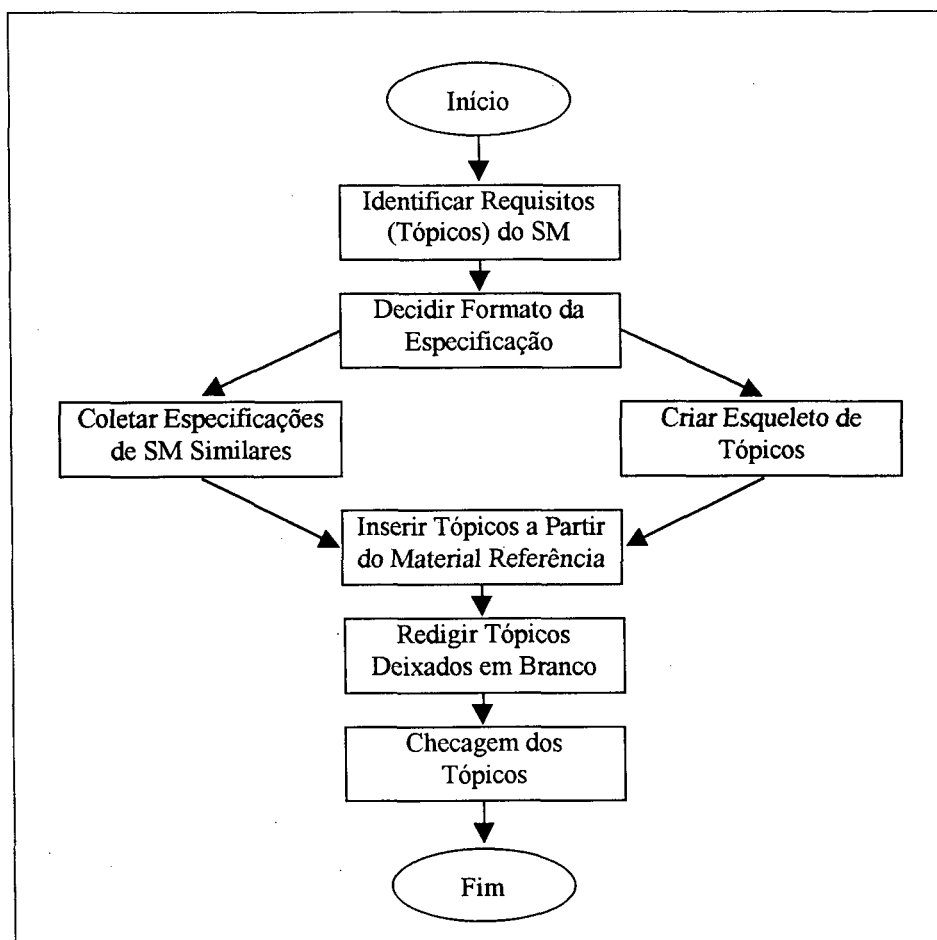


Figura 3-2 - O Procedimento de Geração de Especificações

A primeira tarefa é estabelecer o que deve ser conhecido sobre o SM sob observação, e a transformação disso em mensurandos e requisitos funcionais e não funcionais (tamanho, massa, resistência ao ambiente operativo e embalagem, por exemplo). A pessoa que redige as especificações então seleciona o formato do documento, que dependerá de uma série de fatores (se o SM é para ser desenvolvido ou comprado; o nível de detalhe requerido pela complexidade e custo do instrumento; e o relacionamento esperado entre o cliente e fornecedor).

As tarefas de ‘coletar especificações de SM similares’ e ‘criar um esqueleto de tópicos’ podem ser conduzidas em paralelo. Para cada tópico¹² deve ser selecionado (a partir do material de referência) aquele tópico mais aproximado, modificando-o para se ajustar ao SM considerado. Sempre que um tópico não puder ser definido dessa forma, é simplesmente deixado em branco para ser resolvido no próximo passo, onde existe um maior envolvimento intelectual. A última tarefa é a revisão das especificações para verificar se o documento está completo, redigido de uma maneira consistente e conforme possíveis exigências contratuais.

3.1.3 Análise da Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nos Problemas de Estabelecimento dos Requisitos do Sistema de Medição

Na tarefa de Especificação de Requisitos há a necessidade de se tratar dos formatos de especificação, da linguagem de especificação (termos metrológicos), dos padrões/normas a citar, e do que constitui um conjunto razoável de requisitos dentro de uma particular aplicação [60]. Atualmente, essa tarefa é baseada somente no conhecimento (experiência) e no raciocínio humano. Na visão deste trabalho, reduzir a dependência humana nesta tarefa é, de modo global, um problema típico de aplicação de Inteligência Artificial, mais especificamente das técnicas disponíveis para atacar problemas de Diagnóstico.

Cook [69] descreve uma maneira de como automatizar o processo de formulação de especificações de instrumentos de medição, tendo como ponto inicial o processo que o ser humano utiliza para resolver essa tarefa, já que é uma tarefa intelectual. O primeiro passo (procedimento ‘a’) é elaborar um rol de requisitos e um roteiro de especificação. A partir daí e de uma coletânea de especificações já existentes, pode-se selecionar amostras de como especificar cada requisito (procedimento ‘b’). Esses dois procedimentos ‘a’ e ‘b’ são problemas típicos de Diagnóstico, onde pode ser aplicada a técnica de RNA, LD, SE ou RBCa para o procedimento ‘a’ e apenas RBCa para o procedimento ‘b’. Complementar cada especificação e verificar se cada uma destas está completa ainda seriam, na visão deste trabalho, tarefas legadas ao técnico metrologista, pois são tarefas que exigem senso crítico e criatividade do metrologista.

É indicado o uso de RBCa/RNA quando se tem uma quantidade razoável de registros de tarefas de medição e suas respectivas especificações de requisitos geradas anteriormente.

¹² Entende-se como tópico cada item da especificação, tais como faixa de medição e incerteza de medição desejada.

Em situação oposta, é indicado o uso de SE/LD quando existe a possibilidade do engenheiro de conhecimento extrair esse conhecimento para a montagem de um conjunto de regras consistente e completo, a partir do auxílio de um especialista em especificação de requisitos.

Sugere-se neste trabalho a construção de ferramentas baseadas em conhecimento especialista (utilizando-se SE, LD, RNA ou RBCa), que sejam capazes de auxiliar a definir quais requisitos são imprescindíveis e/ou importantes numa especificação de um determinado Sistema de Medição, dependendo de fatores como a grandeza a medir, principalmente. Para isso é necessária a montagem de uma base de conhecimento contendo os requisitos necessários para cada tarefa de medição que seja de interesse.

3.2 Projeto do Processo de Medição

A atividade de Projeto do Processo de Medição compreende a fase onde, de posse de todas as respectivas especificações, o projetista/técnico propõe várias soluções até encontrar uma que mais seja adequada de acordo com os requisitos fornecidos, perfeitamente caracterizados. É a fase onde o projetista tem que conceber o Processo de Medição.

A atividade de projeto de um Processo de Medição é uma tarefa que depende do conhecimento de uma pessoa experiente. Mesmo que de maneira não explícita, o projetista considera similaridades entre componentes e parte o problema em subproblemas. Até um projetista experiente pode gastar muito tempo para ter um quadro completo dos seus objetivos, ou até mesmo ser forçado pela complexidade do seu projeto a se satisfazer com uma solução parcial.

Além disso, o projeto de um Processo de Medição fornece problemas particulares que tornam esses pontos ainda mais importantes, onde um deles é a natureza interdisciplinar do conhecimento requerido [64]. Por exemplo, na medição de grandezas em bancadas de ensaio de motores de combustão interna, o metrologista necessitará, dentre outros, de conhecimentos sobre mecânica, termodinâmica e eletrônica, os quais formam um conjunto de conhecimentos que poucos profissionais dominam bem [75].

O projeto do Processo de Medição deve compreender a definição de vários aspectos relacionados, e que podem ser resumidos como a seguir:

- princípio de medição;
- método de medição;

- procedimento de medição;
- condições de medição.

Entretanto, cada um tem suas próprias características.

3.2.1 Princípio de Medição

O princípio de medição é definido com base na experiência e nos sistemas de medição disponíveis [76]. Além disso, o método de medição também precisa ser obrigatoriamente considerado quando do projeto e da seleção do SM.

Operacional e funcionalmente o sistema de medição (SM) deve ser apropriado para o tipo de mensurando. Deve-se verificar se o valor do mensurando situa-se dentro da faixa de medição do SM. O tipo de grandeza deve ser compatível com o SM, pois, por exemplo, um micrômetro para dimensões externas não se aplica para dimensões internas. Além disso, deve-se estar alerta para problemas relacionados com a modificação do mensurando provocado pelo SM. Outras características dos SM que devem ser levadas em conta incluem, por exemplo: o tipo de mensurando (estático ou dinâmico); a forma de operação e/ou indicação (digital ou analógica); o método de medição (indicação ou compensação); o peso; o tamanho; e a energia necessária [68].

Para facilitar o entendimento da definição do princípio de medição, e do conseqüente projeto do sistema de medição, é conveniente dividir esse último em partes. A análise sistêmica de diversos SM revela a existência de três elementos funcionais bem definidos que se repetem com grande frequência na maioria dos SM [68]. Em termos genéricos, um SM pode ser dividido em: *sensor/transdutor* (que gera um sinal proporcional ao mensurando segundo uma função bem definida, normalmente linear), a *unidade de tratamento de sinal (UTS)* e o *dispositivo mostrador/indicador*. Cada módulo pode constituir uma unidade independente ou pode estar fisicamente integrada ao SM.

Na visão deste trabalho, todos estes módulos devem atender características como:

- faixa de medição (FM);
- relação adequada entre incerteza de medição e tolerância;
- nível de confiança;
- condições de contorno (por exemplo, o consumo de energia, as condições ambientais e as restrições de volume e peso)

- características dinâmicas;
- grau de automação;
- custo;
- durabilidade.

O peso relativo de cada característica depende do campo de trabalho onde a tarefa de medição é requerida. Entretanto sob o aspecto do cumprimento dos requisitos exigidos pelas normas da série ISO 9000, as organizações devem proceder a seleção dos instrumentos ou sistemas de medição de modo a garantir e comprovar que esses são capazes de avaliar a conformidade das grandezas significativas medidas [63]. Assim, com base nas especificações do Processo de Medição e nos instrumentos disponíveis, deve ser possível definir uma relação adequada entre a tolerância do mensurando e a incerteza estimada do processo de medição.

A curva de erro de um SM pode ser obtida de duas formas. A primeira delas é através de uma composição matemática das curvas de erros individuais de cada instrumento que compõe o SM. Essa alternativa pressupõe que cada instrumento seja calibrado separadamente. A curva de erro assim obtida pode vir a possibilitar apenas uma avaliação aproximada do comportamento do SM, o que, muitas vezes pode ser suficiente para a seleção de um SM para uma tarefa de medição, mas não é o meio adequado para compensação de erros.

A segunda forma de obtenção da curva de erro é através de uma calibração do SM como um todo, isto é, com todos os instrumentos envolvidos. Neste caso obtém-se o comportamento real do SM, sem o conhecimento dos erros individuais dos instrumentos que o compõem.

Para fins de seleção e considerando-se a situação em que se disponha de um grande número de instrumentos que possam ser agrupados de diversas formas para dar origem a SM distintos, certamente será mais conveniente usar curvas de erros obtidas através de composições [73].

3.2.2 Procedimento de Medição

Freqüentemente pode ser realizada uma escolha entre diferentes procedimentos de medição. Analisar e organizar esse tipo de conhecimento requer um estudo aprofundado do problema de medição.

O procedimento é um conjunto de operações utilizadas na execução de medições particulares, descritas especificamente de acordo com um dado método [77]. Um procedimento de medição é usualmente registrado em um documento e normalmente tem detalhes suficientes para permitir que um operador execute a medição sem informações adicionais.

Ele é importante por ser uma exigência do organismo credenciador [78] e certificador [49-51,79]. Além desse motivo, o procedimento é importante porque uniformiza a realização das medições, testes ou calibrações, gerando simplificações e, portanto, redução de custos. A adoção de procedimentos também reduz as dificuldades e problemas de processamento de dados, diminuindo consequentemente os erros, melhorando a produtividade e aumentando a confiabilidade dos resultados. Vale salientar que o procedimento documenta o conhecimento que estava apenas na mente das pessoas [80].

O procedimento deve conter, em particular, informações suficientes para garantir a sua implementação correta, para assegurar consistência de utilização entre uma aplicação e outra, bem como resultados de medição válidos. Devem também, ser consistentes com a exatidão requerida e com as normas técnicas pertinentes às calibrações ou ensaios. De uma forma mais detalhada, segundo [80], deve conter: a) título; b) índice; c) objetivo; d) campo de aplicação; e) documentos de referência; f) terminologia; g) equipamentos e materiais auxiliares; h) condições ambientais; i) precauções; j) preparação; k) método; l) registros; m) análise dos resultados; n) incerteza de medição e documentação; o) apresentação/determinação dos resultados; p) anexos e apêndices.

O procedimento pode ser escrito tendo como base: a) normas nacionais/internacionais; b) procedimentos não normalizados (desde que aceitos pelo cliente); c) práticas internas; d) textos científicos e artigos (tomado o devido cuidado, pois podem ser muito detalhados ou podem exigir complementos); e) recomendações do organismo credenciador; ou f) procedimentos utilizados por instituições de reconhecida competência [68]. Além disso, devem respeitar o sistema da qualidade adotado pela organização.

Deve ser elaborado com a concordância de todas as pessoas envolvidas no processo de medição, assegurando-se assim que o procedimento será seguido. Deve ser de reduzida complexidade e possível de ser obedecido. A intervalos regulares deve ser analisado e revisto se necessário. O redator de procedimentos deve conhecer aspectos técnicos da calibração/ensaio.

A elaboração de procedimentos possui algumas dificuldades, sendo a maior delas a falta de cultura metrológica, principalmente no meio industrial [77].

3.2.3 Estabelecimento do Processo de Medição

Sob o ponto de vista metrológico, é interessante observar o que estabelece o relatório técnico ISO/TR 14253-2 [76], mais especificamente, em seu item 6.2, sobre o gerenciamento da incerteza de medição para desenvolver um processo de medição adequado. Mesmo sendo esse método voltado para a área de especificações geométricas de produtos, pode ser aplicado em outras áreas da metrologia industrial [76]. Esse documento apresenta uma metodologia iterativa e simplificada denominada de PUMA (*Procedure for Uncertainty Management*), direcionada para aplicação no meio industrial e baseada nas recomendações do “ISO-GUM” [81]. A Figura 3-3 apresenta a forma de aplicação do método.

Essa metodologia é aplicada a uma tarefa de medição definida e uma incerteza alvo U_T (incerteza de medição definida como ótima para a tarefa de medição), e que são decididas com base na política da organização [76], devendo serem registradas em uma prévia especificação de requisitos do processo de medição. Um requisito importante do método PUMA é que todas as informações importantes sobre os componentes de incerteza avaliados devem ser documentadas.

De acordo com o que propõe o ISO/TR 14253-2 [76], o projetista estabelece primeiro qual é o princípio de medição a ser utilizado (estabelecendo implicitamente o SM), para após preocupar-se com o método de medição, procedimento de medição e com as condições de medição. O princípio de medição é definido com base na experiência e nos instrumentos ou sistemas de medição disponíveis. O método de medição, o procedimento de medição e as condições de medição são estabelecidas com base na experiência e nos limites técnicos e econômicos da organização.

Na prática, não há como dissociar o estabelecimento desses aspectos tão interdependentes. Se a fase de especificação não tratou do método de medição, nesta fase de projeto o projetista deve obrigatoriamente optar por uma estratégia de medição *direta*, *diferencial* ou por *compensação/zeragem*. Esta decisão impacta tanto na seleção do SM a utilizar, quanto no procedimento de medição a ser adotado.

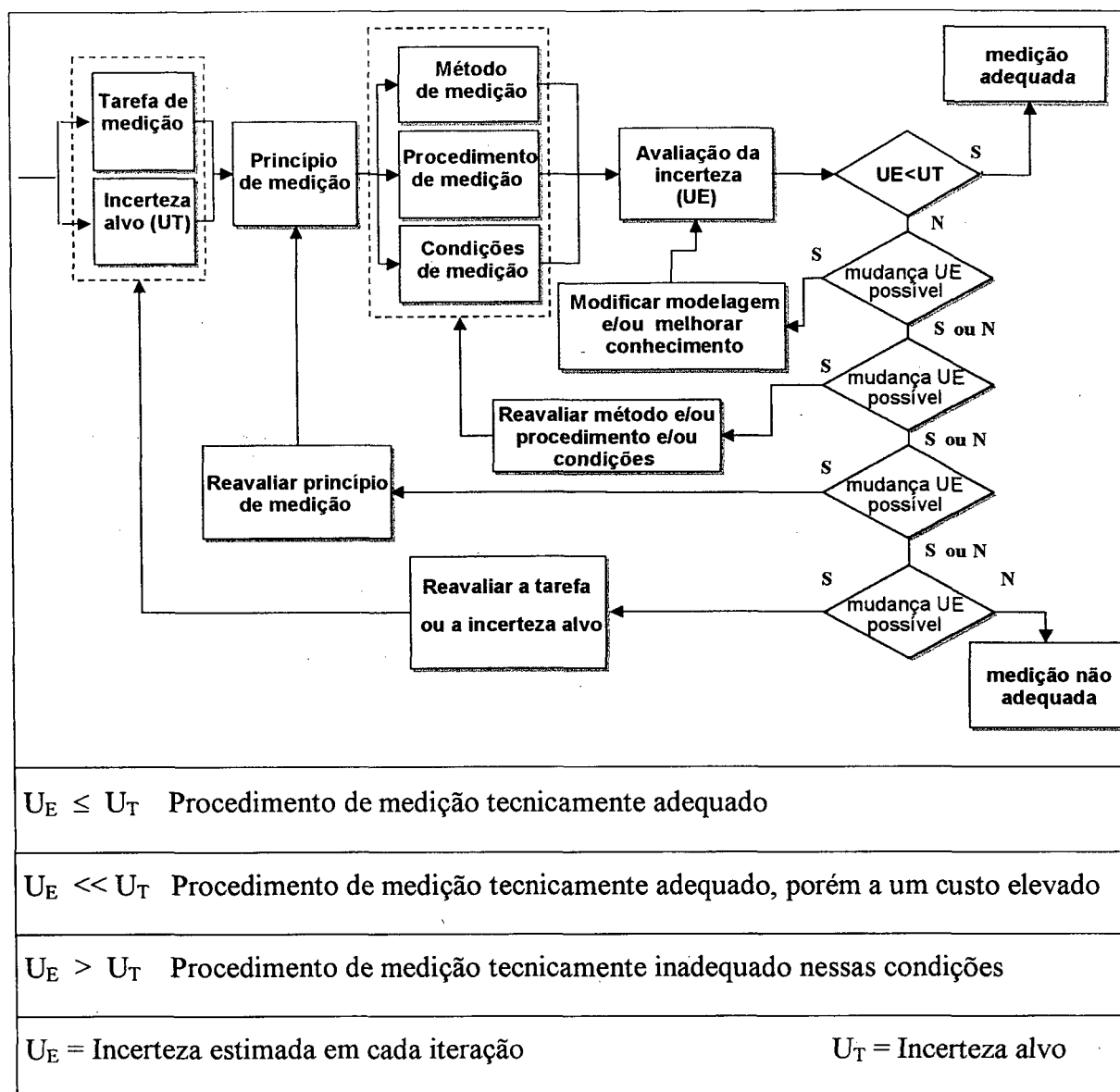


Figura 3-3 - Método PUMA Aplicado ao Gerenciamento de Incerteza de Medição para Desenvolver um Processo de Medição

A condição desejada nessa avaliação de incertezas é que a incerteza estimada U_E (incerteza estimada em cada iteração) seja menor ou igual a incerteza alvo U_T . Realiza-se a primeira iteração estimando "grosseiramente" a incerteza expandida (Incerteza estimada U_E). Se U_E for muito menor que U_T , o processo de medição é tecnicamente aceitável, entretanto a um custo elevado. Pode-se nesse caso fazer mudanças no método ou no procedimento de medição. Se U_E for maior que U_T , isso indica que o processo de medição nessas condições não é adequado tecnicamente e uma nova iteração é necessária, analisando-se os componentes significativos de incerteza envolvidos.

3.2.4 Análise de Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nos Problemas de Projeto do Processo de Medição

Para atender a metodologia proposta pelo ISO/TR 14253-2, seria interessante dispor-se de um ambiente, tal como uma espécie de **fichário**, no qual o metrologista pudesse projetar o processo de medição, onde cada iteração da atividade de projeto seria uma nova **ficha**. Dentro de cada uma destas **fichas**, o sistema de medição, caso pudesse ser dividido, seria representado por blocos do tipo **transdutor**, **UTS** e **dispositivo mostrador**, como discutido anteriormente no item 3.2.1. Cada um destes teria sua curva de erros e suas fontes de incerteza associadas, além das fontes do próprio procedimento de medição. Uma vez que se mudasse as considerações a respeito de uma determinada fonte de incerteza, alterando o seu valor, o programa automaticamente refaria os cálculos da incerteza estimada (U_E) em cada uma das fichas onde esta estivesse presente. Da forma como foi descrito até aqui, todo esse ambiente pode ser desenvolvido sem a necessidade de aplicação de qualquer técnica de IA. Também a busca de normas e documentos que servem de base para o procedimento de medição pode ser auxiliada por uma simples base de dados com uma procura por palavras chaves.

Entretanto, para, por exemplo, executar uma alteração nas considerações de uma determinada fonte de incerteza, o ambiente acima poderia dispor de uma espécie de *orientador*, que sugerisse melhorias no processo de medição ao técnico metrologista. Do mesmo modo, poder-se-ia criar outros *orientadores* para as outras tarefas do projeto de processo de medição. A implementação destes *orientadores* é problema muito bem resolvido por Sistemas Especialistas e por sistemas baseados em Lógica Difusa¹³, porque requer que regras sejam armazenadas numa base de regras para pesquisa posterior. A técnica de Raciocínio Baseado em Casos (RBCa) também pode ser utilizada para esse fim.

Allipi et al. [82] propuseram que os SE podem ser utilizados para projetar estratégias de medição, de acordo com a instrumentação disponível e com as condições ambientais. Assim, dentro do ambiente descrito acima, poder-se-ia incluir um SE capaz de auxiliar técnicos com pouca experiência metrológica a obter alternativas de transdutores para a medição de determinadas grandezas, tal como realizado por Vander e Mahdavian em seu trabalho [23] e por Camarano [64]. A partir da definição do tipo de transdutor a ser utilizado,

¹³ Já que a implementação de um *orientador* pode ser descrito como um problema típico de Diagnóstico.

da faixa de medição necessária, da relação IM/tolerância e das condições de contorno, um outro mecanismo poderia sugerir um SM dentre aqueles registrados numa base de dados de sistemas de medição disponíveis no mercado. Independentemente da natureza da aplicação do SM, a seleção e o uso inteligentes dos instrumentos de medição dependem de um amplo conhecimento do que está disponível [72].

Lin e Liu [83] aplicaram uma RNA do tipo *feedforward*, com algoritmo de treinamento *back-propagation*, para a seleção de máquinas de medir por coordenadas do tipo portal. A decisão é realizada sobre a incerteza de medição necessária da máquina e a faixa de medição requerida dos eixos coordenados de x , y e z . Embora, segundo a avaliação do presente trabalho, neste caso fosse mais conveniente utilizar-se um sistema baseado em lógica difusa para a solução desse problema, típico de Aproximação de Funções, a aplicação da RNA obteve sucesso, com as vantagens de possibilitar uma inferência sem que todos os dados de entrada fossem informados e de exigir poucos padrões para o seu treinamento [83].

Alguns transdutores não possuem comportamento linear, o que é indesejável metrologicamente, mas que podem ter tal comportamento através de circuitos elétricos de linearização de transdutores. Nesses, certas componentes de incerteza não podem ser alteradas (a deriva térmica de um resistor, por exemplo), porque variam somente em função das especificações dos componentes do circuito de linearização. Entretanto existem outras que variam em função do arranjo entre esses componentes e dos valores que esses podem assumir e que, portanto, podem ser minimizadas.

O erro de linearidade residual é um exemplo dessa última classe de componentes, sendo que é um erro sistemático, porém não compensado na prática. Neste contexto, um Algoritmo Genético (AG) pode ser utilizado como otimizador para encontrar uma combinação de componentes que produz o menor erro de linearidade residual, com a maior sensibilidade possível do sistema. Para empregar com êxito uma ferramenta baseada em AG, é necessário que haja uma forma (função) de avaliação que quantifique as combinações de componentes avaliadas [84].

A elaboração de procedimentos de medição é tarefa dependente do conhecimento especialista e da atividade intelectual do metrologista, e que portanto é campo amplo a aplicação de SE e de RBCa, já que caracteriza um problema típico de Diagnóstico.

3.3 Avaliação de Incerteza

O principal indicativo da qualidade de um resultado de uma medição é a sua incerteza, do que se deduz a necessidade de se utilizar procedimentos confiáveis e representativos para sua determinação [85]. Em muitas situações práticas é constatado que fontes de incertezas normalmente negligenciadas por falta de conhecimento, podem ser altamente significativas [65]. Para garantir uniformidade no tratamento da questão, recomenda-se adotar como base referencial para os procedimentos formais do sistema de garantia da qualidade (procedimentos de seleção, avaliação de conformidade, incerteza de medição, entre outros) as normas e documentos de referência elaborados por organizações internacionais reconhecidas, como é o caso da ISO (*International Organization for Standardization*) e do BIPM (*International Bureau of Weights and Measures*).

A seguir são analisados os métodos de avaliação de incertezas definidos no Guia para expressão da incerteza de medição - "ISO-GUM" [81] - e no documento ISO/TR 14253-2 [76].

3.3.1 Guia para Expressão da Incerteza de Medição - "ISO-GUM"

O "ISO-GUM" [81] estabelece regras gerais para avaliar e expressar a incerteza de medição, que podem ser seguidas em vários níveis de exatidão e em muitos campos, desde o chão de fábrica até a pesquisa fundamental. Seus fundamentos são apresentados a seguir:

- a) os componentes de incertezas provenientes de efeitos aleatórios e de correções para efeitos sistemáticos são tratados indistintamente. Todos são combinados utilizando-se a lei de propagação das incertezas. A classificação do método de avaliação desses componentes em Tipo A (avaliados por meios estatísticos) e Tipo B (avaliado por outros meios) é desnecessária operacionalmente [81];
- b) os componentes de incertezas avaliados pelo método Tipo A são caracterizados pelas variâncias estimadas (ou desvios padrão estimados) e o número de graus de liberdade. Os componentes avaliados pelo método Tipo B também são caracterizados por variâncias estimadas (ou desvios padrão estimados) de distribuições de probabilidade assumidas. As covariâncias, quando houver componentes correlacionados, devem ser fornecidas.
- c) A combinação das variâncias pela teoria da propagação das incertezas (combinação dos desvios padrão das distribuições de probabilidades assumidas) deve apresentar o resultado

dessa combinação (incerteza padrão combinada) e seus componentes (incertezas padrão), na forma de desvio padrão. Havendo a necessidade de se expressar a incerteza padrão combinada como uma incerteza expandida com nível da confiança maior que 68%, o fator multiplicador (fator de abrangência) deve ser informado.

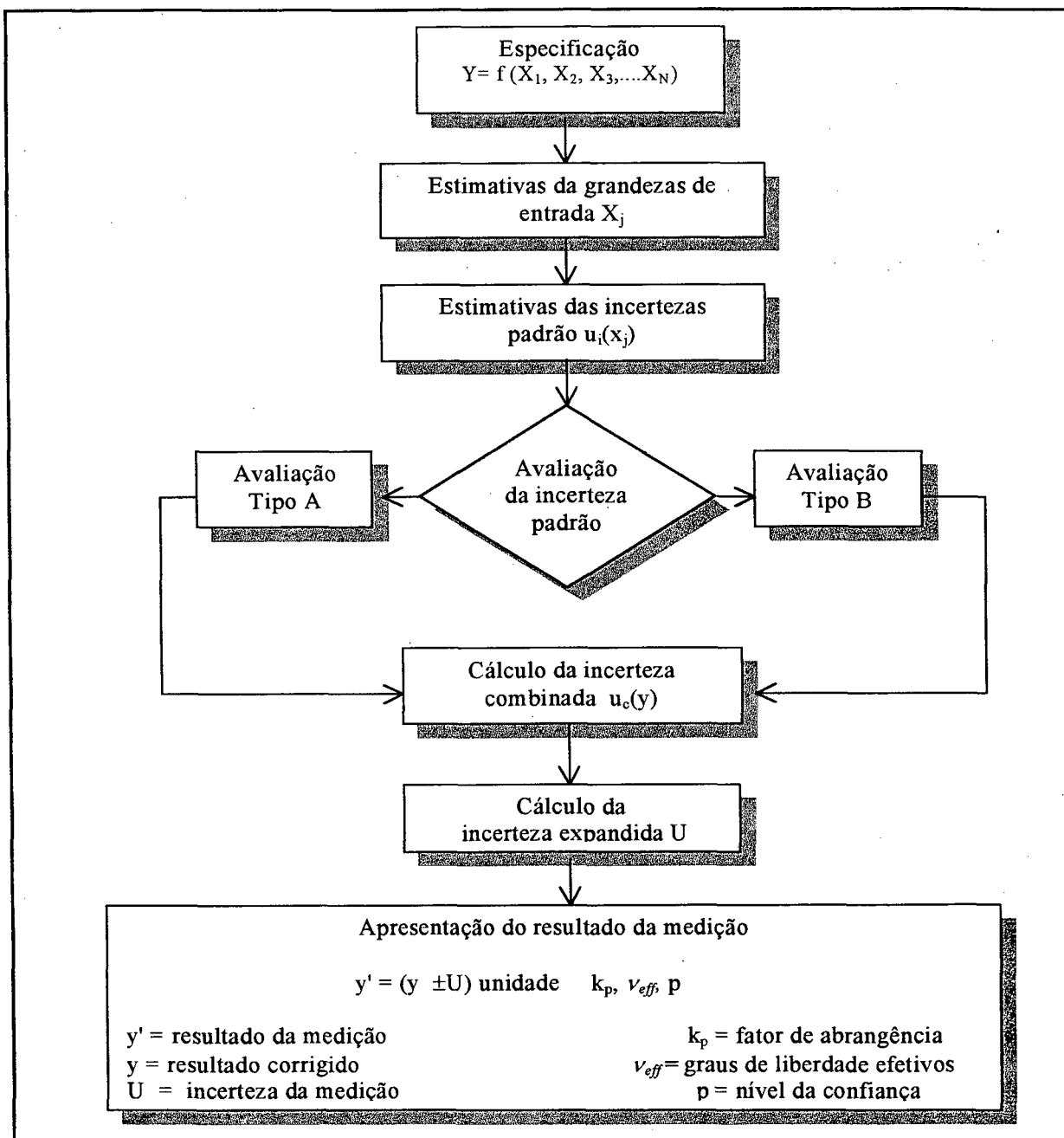


Figura 3-4 - Fluxograma de Avaliação e Expressão da Incerteza de Medição pelo "ISO-GUM".

A metodologia usada no "ISO-GUM" [81] é apresentada de uma forma resumida na Figura 3-4. Maiores detalhes sobre a avaliação de incertezas de medição podem ser encontrados em [68,76,81,86-88].

A utilização dessa metodologia encontra-se bastante disseminada entre os laboratórios de calibração e pouco disseminada entre as indústrias [77]. Isso é explicável principalmente pelo recente surgimento dessa metodologia e de seu texto ser apresentado com um cunho técnico-científico, o que dá a impressão desse ser voltado somente para os laboratórios de referência e para a pesquisa científica [77], embora sua redação afirme que essa metodologia é de aplicação geral [81].

3.3.2 Guia para Avaliação de Incerteza de Medição, na Calibração de Sistema de Medição e na Verificação de Produto - ISO/TR 14253-2

O ISO/TR 14253-2 [76] é um relatório técnico, publicado em abril de 1997 pelo comitê técnico 213 da ISO (*International Organization for Standardization*) na área de especificações geométricas de produtos - GPS (*Geometrical Product Specifications*). O documento apresenta uma metodologia para avaliação, expressão e documentação de incertezas de medição nas calibrações e nas medições no processo produtivo.

A metodologia iterativa e simplificada denominada de PUMA (*Uncertainty Management Procedure*) [76] apresentada no ISO/TR 14253-2 é direcionada para aplicação no meio industrial e está baseada nas recomendações do "ISO GUM" [81]. O método iterativo PUMA tem dois propósitos de aplicação [76]:

- a) **Gerenciamento da incerteza de medição para um resultado de um dado processo de medição:** nesse tipo de aplicação, a tarefa de medição e o processo de medição já estão definidos e fixados. A análise se dá sobre os componentes de incertezas do processo de medição e uma incerteza requerida U_R para o processo, que pode ser dada ou decidida. A metodologia aplicada com esse propósito permite aprimorar um processo de medição existente, através da avaliação iterativa da incerteza de medição estimada U_E (incerteza estimada em cada iteração), considerando fatores como custos, riscos, relação tolerância e incerteza requerida para o processo, entre outros. A Figura 3-5 apresenta a forma de aplicação do método.
- b) **Gerenciamento da incerteza de medição para desenvolver um procedimento de medição adequado:** a aplicação desta metodologia para desenvolvimento de um procedimento de medição já foi discutida anteriormente no item "3.2.3 - Estabelecimento do Processo de Medição".

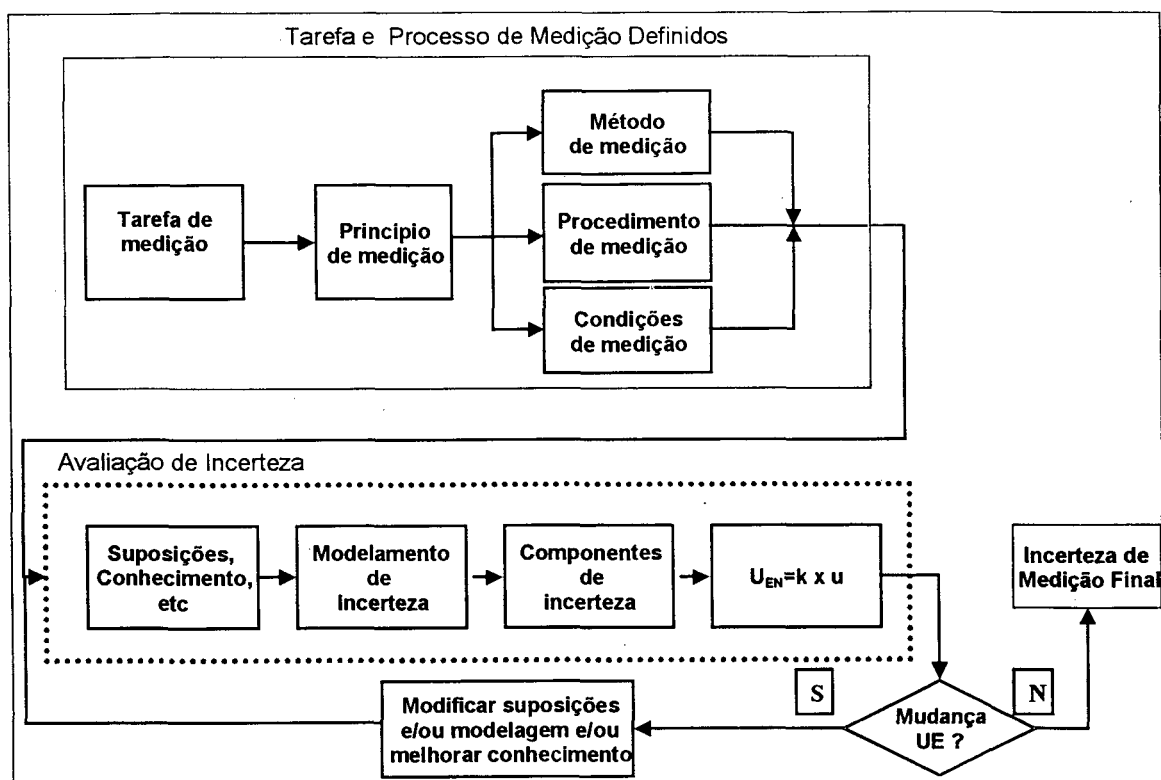


Figura 3-5 - Método PUMA Aplicado no Gerenciamento de Incerteza de Medição para uma Tarefa e Processo de Medição Definidos.

A metodologia proposta no ISO/TR 14253-2 é um método conservador, ou seja, ele superestima os componentes de incertezas de medição para o "pior caso" e recomenda a avaliação Tipo B das componentes de incertezas¹⁴ [76]. Não há o cálculo dos graus de liberdade efetivos, como no "ISO-GUM" [81]¹⁵, de forma que a incerteza expandida é determinada multiplicando-se a incerteza padrão combinada por um fator de abrangência (k) igual a 2 (dois). Como a incerteza é superestimada e é usado um k igual a 2 (dois) o nível da confiança (apesar de não citado no ISO/TR 14253-2) é maior ou igual a 95% [78]. Na dúvida, se as grandezas não são correlacionadas, o método recomenda considerá-las todas correlacionadas, usando o fator de correlação 1 ou -1 . Além disso, considera suficiente para avaliação de incertezas na indústria, os tipos de distribuições: normal, retangular e tipo "U".

¹⁴ Isso concorda bem com a realidade nas empresas, onde usualmente as informações de normas e de especificações técnicas de fabricantes são preferidas à realização de experimentos para estimativa de incertezas em um particular processo de medição [77].

¹⁵ A avaliação de incertezas pelo método do "ISO-GUM" [81] exige o estudo detalhado por exemplo, das distribuições de probabilidades e dos graus de liberdade para as estimativas de cada componente de incerteza considerada e do coeficiente de correlação quando se suspeita de correlação entre grandezas de entrada.

3.3.3 Análise de Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nos Problemas de Avaliação de Incerteza

A avaliação de incertezas possui, na visão deste trabalho, alguns problemas dependentes do conhecimento especialista:

- determinação das fontes de incerteza influentes no processo de medição;
- correta quantificação de cada uma destas fontes, tanto em valor quanto em forma de distribuição de probabilidade;
- determinação de correlações entre as fontes de incerteza, nas situações em que a experimentação é de custo elevado ou não é possível.

Esses problemas podem dispor de alguma solução baseada em inteligência artificial nas situações em que pode-se formalizar o conhecimento dominado por especialistas, ou dispõem-se de dados de avaliações de incertezas anteriores.

Na primeira situação, todo o problema se resume em coletar o conhecimento existente somente na memória dos especialistas e passá-lo para uma base de regras de um Sistema Especialista ou de um sistema baseado em Lógica Difusa [82]. No segundo caso, os dados de avaliações anteriores podem ser utilizados no treinamento de uma Rede Neural Artificial (RNA) ou na construção de uma base de casos, a ser usada numa ferramenta que utilize a técnica de Raciocínio Baseado em Casos (RBCa).

Como exemplo da primeira situação, pode-se colocar todo o conhecimento coletado por Flesch [65], que fez uma *“Sistematização da análise das fontes de erros na multiplexação automatizada de extensômetros resistivos”*, em uma base de regras de um Sistema Especialista ou de um sistema baseado em Lógica Difusa. Esta é uma tarefa típica de Diagnóstico.

Como exemplo da segunda situação, Hansen [89], num típico problema de Aproximação de Funções, desenvolveu uma ferramenta baseada na técnica de Raciocínio Baseado em Casos – RBCa (embora o autor afirme estar utilizando um Sistema Especialista), capaz de fornecer estimativas de incertezas para tarefas de medições de máquinas de medir por coordenadas (MMC). Essa ferramenta utiliza uma base de casos, onde cada caso descreve uma **tarefa de medição** numa MMC, associada a uma **incerteza de medição** específica. Os casos foram obtidos a partir de tarefas de medição executadas em seis MMC, calibradas utilizando-se o método de placas de esferas. O objetivo do trabalho de Hansen é estimar a incerteza de tarefas de medição a serem executadas numa sétima MMC, utilizada como

parâmetro de validação do trabalho, e que já fora anteriormente calibrada pelo mesmo método das outras seis.

Para se obter uma estimativa da incerteza de uma nova tarefa de medição é realizada uma busca dos casos mais similares na base de casos, atribuindo-lhes um coeficiente de similaridade entre esses e o caso atual. As informações da base de casos e da nova tarefa de medição são arranjadas de tal forma que uma comparação seja possível. A incerteza de medição é então calculada como uma média ponderada das incertezas encontradas nos casos selecionados, onde o coeficiente de similaridade atua como peso.

A rastreabilidade pode ser obtida se for provado que as MMC utilizadas para montar a base de casos e a MMC sob investigação possuem padrões de erros similares, e essa prova deve ser realizada através de artefatos calibrados, tais como as placas de esferas [89]. Adicionalmente, Hansen revela que para a implementação desta mesma ferramenta está estudando também a adoção da técnica de RNA.

Independente do problema específico a ser atacado e da técnica a ser adotada, qualquer ferramenta que seja desenvolvida deve promover, na visão deste trabalho, a utilização do “ISO-GUM”, principalmente nas indústrias, visando quebrar as barreiras discutidas no final do item 3.3.1.

3.4 Validação das Medições

A validação de resultados de medição é uma das atividades da metrologia que mais tem despertado interesse e preocupação. A necessidade de avaliar resultados de medição existe mesmo após se ter garantido que as condições para a correta medição foram observadas [90]. Além disso, o interesse em desenvolver instrumentos com a habilidade de automaticamente verificar a fidelidade dos dados surge do crescente número de aplicações onde a monitoração complexa, o controle e a supervisão em tempo real devem ser executadas a taxas que excedem as capacidades do operador humano [60].

Algumas vezes, a decisão de considerar ou descartar dados pode ser de grande importância. A validação pode ser considerada como um procedimento pelo qual o experimentador verifica se suas observações são consistentes com as características e o funcionamento dos instrumentos de medição, e adequadamente representam o processo sob investigação.

Um ponto muito importante está relacionado com validações de medidas que representam variações incomuns no comportamento dos processos sob investigação. É um problema bem conhecido nas ciências experimentais, e é, possivelmente, um dos mais difíceis de resolver [91]. Um processo real, embora bem reproduzido por um modelo aceitável, sempre pode ser afetado por um fato imprevisto. Desconsiderar seus efeitos cria o perigo de perder eventos importantes. Ao contrário, levá-los em consideração, coloca um problema em sua interpretação, ou questiona-se sobre a adequação do modelo postulado. Isto não implica um modelo original ser considerado errado, mas somente que ele não é abrangente o suficiente para considerar situações imprevistas. A mente humana reage muito rápido ao reconhecimento dessas anomalias.

Erros grosseiros são, às vezes, difíceis de serem detectados, pelo fato dos modelos de tratamento de incertezas se basearem na inexistência de erros grosseiros. Os procedimentos atuais, mesmo os mais recentes, como o do Guia para Expressão da Incerteza de Medição da ISO (“ISO GUM”) [81], pressupõem que as incertezas oriundas das diversas fontes são modeláveis estatisticamente e se mantêm dentro de limites previamente estabelecidos. O “ISO GUM”, em seu item 3.4.7 cita: “Erros grosseiros no registro ou na análise dos dados podem introduzir um significativo erro desconhecido no resultado de uma medição. Grandes erros grosseiros podem ser geralmente identificados por uma revisão de dados apropriada; os pequenos erros grosseiros podem ser mascarados por, ou até mesmo aparecerem como, variações aleatórias. Medidas de incerteza não são projetadas para levar em conta tais erros”.

Os modelos de tratamento de incertezas, embora estabeleçam formalmente o procedimento de avaliação da incerteza associada aos resultados de medição, são omissos quanto a criticar o próprio resultado da medição, ou, pela terminologia vigente, a melhor estimativa da medição.

Pode-se dividir a atividade de validação de acordo com o número de resultados de medição a serem observados, da seguinte forma:

- a) um conjunto de leituras, configurando uma amostra aleatória de tamanho n com valores $[x_1, x_2, \dots, x_n]$, onde são aplicáveis os métodos estatísticos, pois é possível obter parâmetros desta amostra (média e desvio padrão), que podem ser comparados com os mesmos parâmetros da população;

- b) somente uma leitura, ou, cada uma das leituras em separado, onde o histórico das medições ou o conhecimento especialista são importantes para julgar a validade dos resultados das medições.

Independentemente desse número, o procedimento de validação usualmente combina regras formais (estatística) com critérios que provém da prática e de algum senso comum (conhecimento especialista). Portanto, para uma pessoa realizar tal tarefa, são necessárias consideráveis experiência e treinamento.

3.4.1 Validação de um Conjunto de Leituras

Para analisar um conjunto de dados, um engenheiro frequentemente necessita escolher um modelo estatístico que represente a população a partir dos quais os dados se originaram. Um modelo estatístico é uma expressão matemática que descreve em termos de probabilidades como os valores de uma variável aleatória são distribuídos sobre sua faixa.

Existem diversas formas de selecionar um modelo, sendo que o mais comum é através da experiência acumulada [91]. Outro método de selecionar um modelo é derivá-lo de princípios, quando o mecanismo básico que dá origem à medição é compreendido [58]. Uma outra maneira de fazer a seleção de um modelo é utilizar uma distribuição empírica flexível, que tenha parâmetros suficientes tal que se ajuste à maioria dos conjuntos de dados [58,92,93].

A norma ISO 3534-1 [94], de onde o “ISO GUM” [81] extrai todas as definições estatísticas básicas por ele utilizadas, prevê 20 tipos de distribuição do item 1.36 ao item 1.55. Dentre elas, algumas das mais utilizadas pela bibliografia metrológica são: a) uniforme ou retangular (1.36); b) normal ou Laplace-Gauss (1.37); d) distribuição de Student (1.40); f) log-normal (1.42); g) exponencial (1.43); j) beta (1.45); e h) Poisson (1.51).

Uma vez que a seleção do modelo foi realizada, é importante verificar se esta foi adequada. Os testes de aderência da distribuição são técnicas que permitem fazer essa avaliação baseados em amostras aleatórias de observações. O resultado de tal análise é a rejeição ou aceitação do modelo estatístico. Se o modelo for rejeitado, o processo de seleção deve ser repetido. Às vezes, são utilizados gráficos subjetivos, enquanto em outras vezes são utilizados testes de hipóteses analíticos e objetivos, sendo esses últimos específicos para cada tipo de distribuição [91].

Os gráficos de probabilidade são extremamente úteis em análises estatísticas e são especialmente úteis para testar a aderência de um modelo, pois dão ao analista um quadro claro dos dados e, caso o modelo for rejeitado, indicativos para possíveis alternativas [95]. Portanto se um teste para uma distribuição simétrica indica rejeição, o gráfico pode indicar que tipo de modelo seria mais indicado, através de um desvio a esquerda ou a direita, por exemplo. Também pode indicar se a rejeição foi causada por ‘outliers’ (pontos que se afastam muito da melhor curva de ajuste). O procedimento consiste basicamente em obter um papel gráfico especialmente escalado correspondente ao modelo sendo testado, ordenar e graficar os dados, e determinar se uma linha razoavelmente reta pode ser traçada por estes pontos. Se o modelo assumido estiver correto, o gráfico será aproximadamente linear. Entretanto, se o modelo assumido não estiver correto, os pontos graficados irão ‘flutuar’ em torno de uma curva [91].

No caso da distribuição normal, a NBR 10538 [96] descreve vários testes de normalidade para variáveis aleatórias. A referida norma alerta que, às vezes, as amostras não devem ser testadas quanto à sua normalidade, especialmente nos casos em que hajam razões teóricas que a justifiquem, ou porque a normalidade foi assumida como aceitável com base em informações previamente acumuladas. Isto faria com que somente as amostras consideradas normalmente distribuídas pelos testes, fossem significativas. O modo mais simples de testar a normalidade da distribuição de uma série de observações é através da construção de um gráfico em papel normalizado a partir destas observações, conforme descreve a NBR 10538. Ela também descreve testes objetivos de hipóteses, como, por exemplo, o teste de Saphiro-Wilk, que, através de alguns cálculos, indica se uma determinada distribuição é normal ou não.

Depois de resolvida a questão a respeito do modelo estatístico, existe ainda a necessidade de se verificar o que estabelece o “ISO GUM” [81]. Em seu item 3.4.3, ele reza que “de forma a decidir se um sistema de medição está funcionando adequadamente, a variabilidade observada experimentalmente de seus valores de saída, conforme medida pelo seu desvio padrão observado, é freqüentemente comparada com o desvio padrão previsto obtido combinando-se os vários componentes da incerteza que caracterizam a medição”. Isto pode ser realizado, por exemplo, através de um teste de hipótese estatístico [95], onde a hipótese nula a ser testada é dada por $H_0: \sigma^2 = \sigma_p^2$, sendo que σ^2 representa a variância da população dos valores de saída do sistema de medição, e σ_p^2 representa a variância (uma

constante) do processo de medição, obtida combinando-se as suas componentes de incertezas. O teste, neste caso, é dado por:

$$\chi^2 = \frac{(n-1)S^2}{\sigma_p^2} \quad (3-1)$$

onde S^2 é a variância da amostra dos n valores de saída do sistema de medição. A hipótese nula é aceita (as variâncias são iguais) se $\chi^2 < \chi^2_{\alpha/2, n-1}$ e $\chi^2 > \chi^2_{1-(\alpha/2), n-1}$, sendo que esses pontos são os pontos percentuais $\alpha/2$ e $1-(\alpha/2)$ da distribuição chi-quadrado com $n-1$ graus de liberdade.

Partindo da premissa de que os modelos estatísticos estão corretos e que suas variabilidades são compatíveis, pode-se também verificar se um conjunto de leituras reflete a realidade, desde que se saiba qual é o valor verdadeiro convencional deste conjunto de leituras e sua respectiva dispersão, ou os seus respectivos valores esperados. Para esse caso, onde ambos os valores (os esperados e os realmente medidos) são amostras de pequeno tamanho de populações cujas variâncias são desconhecidas, utiliza-se o teste t da estatística, conforme apresentado por Montgomery [95],

$$t = \frac{(\bar{X}_1 - \bar{X}_2)}{\sqrt{(n_1 - 1)s_1^2 + (n_2 - 1)s_2^2}} \sqrt{\frac{n_1 n_2 (n_1 + n_2 - 2)}{n_1 + n_2}} \quad (3-2)$$

onde:

\bar{X}_1 e \bar{X}_2 são as médias dos valores esperados e medidos;

n_1 e n_2 são as quantidades de elementos nas amostras dos valores esperados e medidos, e;

s_1^2 e s_2^2 são as variâncias estimadas das amostras dos valores esperados e medidos.

Neste teste, a hipótese nula $\mu_1 - \mu_2 = 0$ (a diferença entre as estimativas das médias é igual a zero) será aceita se $|t| < t_{\alpha/2}$, sendo que o valor de $t_{\alpha/2}$ pode ser encontrado numa tabela de valores de t , considerando um grau de significância α e um grau de liberdade dado por $n_1 + n_2 - 2$. Aceitar-se a hipótese nula, neste problema, significa que a amostra de medições não é diferente daquelas esperadas.

3.4.2 Validação de uma Única Medição

Neste caso, obviamente, não há média nem distribuição dos resultados de medição baseada num modelo estatístico sobre a amostra. A validação de uma única medição limita-se geralmente à detecção do erro grosseiro, o que é legado ao censo de um especialista.

Mesmo assim, pode-se obter uma medida do desvio deste único resultado a uma população normal, por exemplo. Sabendo-se de antemão que a repetição desta medição produzirá resultados normalmente distribuídos; e tendo-se um valor esperado da medição (\bar{x}), um desvio padrão experimental (s) e um valor medido (x), pode-se obter uma medida do seu desvio através de [91]:

$$z = \frac{x - \bar{x}}{s} \quad (3-3)$$

Bons resultados de medições devem ter um módulo do valor de z ($|z|$) entre zero e dois, o que representa aproximadamente 95% dos resultados dentro de uma distribuição normal.

Tratando-se de medição direta de uma grandeza derivada, pode-se também medir as suas grandezas de base, quando for possível, para que seja feita uma validação do resultado da medição direta, através de um modelo matemático que relacione as grandezas de base e a grandeza derivada. Esse tipo de validação apresenta problemas quando se tratam de modelos não-lineares e que envolvam não-idealidades.

3.4.3 Análise de Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nos Problemas de Validação das Medições

As aplicações de Inteligência Artificial sobre o problema de validação de medições, independentemente de se tratar de uma única medição ou de um conjunto delas, baseiam-se no conhecimento de um especialista ou naquele que pode ser de alguma forma abstraído de um grande conjunto de resultados de medições anteriores.

Geralmente assume-se que os resultados de uma medição são distribuídos de forma normalizada, em torno de um determinado valor médio. Entretanto, podem haver situações nas quais o metrologista julgue mais adequada a adoção de um outro modelo de distribuição, baseado na sua experiência acumulada, tendo que classificar aquela distribuição num determinado padrão. Seria interessante que esse conhecimento estivesse disponível a outras pessoas através de um sistema especialista ou de um sistema baseado em lógica difusa. Uma outra aplicação interessante para seleção de um modelo estatístico é a construção de um aplicativo baseado em RNA, de forma que este seja capaz de sugerir um modelo estatístico a partir da análise de um conjunto de leituras.

Entretanto, não cabe sugestão de aplicação de IA no teste de adequação do modelo estatístico escolhido para representar os resultados de medição, pois a estatística já trata muito

bem desta questão, conforme foi observado no item 3.4.1. A mesma consideração pode ser dada para a comparação entre parâmetros estimados e observados de um conjunto de resultados de medição.

Caso haja dúvida sobre o perfeito funcionamento de um SM qualquer, o procedimento mais recomendado é a sua calibração. Entretanto, pode-se procurar evitar este caro procedimento através de uma validação dos resultados de medição.

No caso de medição direta de uma grandeza derivada, como apresentado anteriormente no final do tópico 3.4.2, quando um grande conjunto de dados, envolvendo a grandeza derivada e suas grandezas de base (ambas medidas diretamente), está disponível ou de alguma forma pode ser obtido, o conhecimento contido nesse conjunto, sobre como se relacionam essas grandezas nesse modelo matematicamente complexo, pode ser capturado através de uma RNA, que atuaria como um aproximador de função. Isso feito, a RNA pode ser utilizada para validar resultados de medição através de comparações com as respostas por ela geradas, através da apresentação dos valores estimados ou medidos diretamente das grandezas de base.

3.5 Calibração de Sistemas de Medição

A calibração é um procedimento experimental através do qual são estabelecidas, sob condições específicas, a relação entre os valores indicados por um instrumento de medição ou sistema de medição ou valores representados por uma medida materializada ou um material de referência, e os valores correspondentes das grandezas estabelecidos por padrões [53].

A calibração é uma atividade fundamental nos procedimentos de garantia da confiabilidade metrológica de sistemas de medição [97]. Se efetuada a intervalos de tempo criteriosamente definidos, pode-se garantir confiabilidade dos resultados medidos e rastreabilidade aos padrões nacionais ou internacionais reconhecidos [70].

A calibração também é uma atividade onerosa que normalmente demanda muito tempo, exige pessoal qualificado e reduz a disponibilidade do instrumento ou sistema de medição no processo produtivo [70]. Sendo assim, o perfeito entendimento dos objetivos da calibração e da aplicação de seus resultados é essencial.

Os resultados de uma calibração normalmente destinam-se a [68,86]:

- a) verificar a conformidade ou não das características metrológicas do SM com uma norma, especificação legal ou um erro máximo adotado pela empresa, dentro das condições em que foi calibrado;
- b) corrigir efeitos sistemáticos visando reduzir a incerteza do resultado da medição;
- c) analisar o comportamento operacional e metrológico do sistema ou instrumento de medição, nas suas fases de desenvolvimento [98], aperfeiçoamento e comprovação de adequação, incluindo o estudo dos efeitos das grandezas de influência sobre seu comportamento.

3.5.1 Procedimento Geral de Calibração

Lista-se abaixo, de forma bastante enxuta, um roteiro de calibração de um SM genérico [68]:

- 1) definir os objetivos (conforme o destino dado às informações da calibração);
- 2) identificar e conhecer o SM a calibrar (SMC);
- 3) seleccionar e conhecer o SM padrão (SMP);
- 4) preparar o experimento (estudar o procedimento de calibração ou normas, preparação das planilhas de coleta de dados e montagem do experimento);
- 5) executar o ensaio (seguir o procedimento de calibração);
- 6) processar e documentar os dados;
- 7) analisar os resultados (apresentar restrições das condições de uso e instruções de como o SMC pode ser utilizado);
- 8) emitir o certificado de calibração (de preferência, como recomenda a NBR ISO 10012-1).

Nos tópicos a seguir são discutidos alguns aspectos relativos à calibração.

3.5.2 Seleção do SMP

A relação de incertezas entre o SMP a ser utilizado em uma calibração e o SMC deve ser de no máximo $1/3$ [99]. A situação usualmente desejável é aquela em que esta relação é menor ou igual a $1/10$, entretanto, algumas vezes, esta situação é impraticável por dificuldades técnicas e custos excessivos [75].

Outro quesito a ser observado na seleção de um SMP é a faixa de medição (FM) que este deve ter para cobrir a FM do SMC. Vários SMP podem ser utilizados para cobrir uma determinada FM, caso isto não seja possível com apenas um [68].

Além desses requisitos também devem ser observados aqueles ligados às condições do local onde a calibração deve ser realizada, principalmente quando for realizada fora de um laboratório de calibração [63].

3.5.3 Determinação do Número de Pontos e sua Distribuição por Faixa de Medição

O número de pontos que bem caracteriza o comportamento da característica de resposta está entre 5 e 12, e, por razões práticas e econômicas, é comum o número de 6 pontos ao longo da Faixa de Medição (FM) [97]. Teoricamente, o número de pontos a serem verificados na FM do SMC é variável e depende de uma série de fatores, tais como [99]:

- flutuações e alterações a que está sujeita a característica de resposta;
- nível de detalhamento necessário ou desejável;
- tempo necessário para levantamento dos dados;
- complexidade da geração e estabilização da grandeza de medição.

Esses pontos medidos ao longo da FM permitirão, através do cálculo da equação da reta que melhor os define, estabelecer a nova relação de linearidade da escala. A quantidade de pontos escolhidos refletirá na melhor definição da equação da reta, obtida através de regressão linear. Nos casos gerais os pontos são igualmente espaçados ao longo da FM [99].

3.5.4 Determinação do Número de Ciclos de Medição

A realização de vários ciclos de medição destina-se à determinação dos parâmetros ligados à reprodutibilidade dos resultados de medições. Para sistemas de medição de boa qualidade, é satisfatória a realização de três ciclos de medição [99]. Quando as leituras

apresentam elevada dispersão, recomenda-se a efetivação de cinco ciclos de medição; em casos extremos, até dez ciclos, como na calibração após a manutenção para a caracterização dos erros sistemáticos com finalidade de correção [97]. O número de ciclos a serem realizados depende [97]:

- da dispersão das leituras em cada ponto;
- do tempo necessário para realizar cada ciclo;
- da complexidade de geração e estabilização da grandeza a medir;
- da aplicação dos resultados da calibração.

3.5.5 Incerteza de Medição na Calibração

A expressão da incerteza associada ao resultado de uma calibração é fundamental. Ela expressa a qualidade das medições realizadas permitindo, dentre outras coisas, a comparação entre resultados de calibrações (se esses possuem a mesma metodologia de cálculo de incerteza) e a comparação dos resultados com valores de referência adotados de especificações ou normas [63,68,97].

Para a avaliação e a expressão da incerteza de medição nas calibrações, deve-se utilizar a metodologia estabelecida no "ISO-GUM" [81] ou no documento ISO/TR 14253-2 [76], apresentadas em 3.3.1 e 3.3.2 respectivamente.

No meio industrial, é mais freqüente o uso das informações do certificado de calibração para decidir quanto à aceitação ou rejeição do sistema de medição calibrado (avaliação de conformidade) [63]. Uma forma adequada de avaliar a incerteza de medição e expressar os resultados da calibração (para se poder avaliar conformidade com a especificação) é a apresentação dos parâmetros **tendência (Td)**, **repetitividade (t.s)** e a **incerteza associada à estimativa desses parâmetros**. O máximo resultado da combinação da tendência e repetitividade é denominado naquele trabalho de erro máximo do instrumento (**Emáx**), como segue [77]:

$$Emáx = \pm (|Td| + t.s)_{máx} \quad (3-4)$$

Theisen em seu trabalho [97], indica uma série de requisitos que um certificado de calibração deve satisfazer. Entretanto, a referência [63] mostra que em aplicações industriais geralmente não ocorre compensação de tendência a nível de utilização de instrumentos de medição. Recomenda que se pode fazer simplificações nos certificados, em especial naqueles

emitidos internamente pela empresa, relatando-se apenas o erro máximo avaliado (**Emav**), se não há interesse na correção da tendência do instrumento de medição ou uso dos dados para otimização do intervalo de calibração. De acordo com Flesch [63] e Soares [77], o erro máximo avaliado nas condições de referência é dado pela seguinte expressão:

$$Emav = \pm (Emáx + U_{Emáx}) \quad (3-5)$$

onde $E_{máx}$ é calculado conforme a equação (3-4), e $U_{Emáx}$ é a incerteza expandida do erro máximo do instrumento (usualmente com nível da confiança de aproximadamente 95%).

O **Emav** pode ainda, segundo [63] e [77], ser dado pela seguinte expressão:

$$Emav = \pm \left(|Td| + (s^2 + \sum_{i=1}^n u_i^2)^{1/2} \cdot k \right)_{máx} \quad (3-6)$$

onde:

Td é a tendência máxima do instrumento de medição;

s é o desvio padrão experimental do instrumento de medição;

Σu_i^2 é a somatória dos componentes de incertezas provenientes dos efeitos sistemáticos da calibração;

k é o fator de abrangência, função dos graus de liberdade efetivos e do nível da confiança desejado.

3.5.6 Certificado de Calibração

Documentar formalmente os resultados da calibração é importante não somente porque é um requisito das normas de garantia da qualidade, mas porque permite formar uma base de dados dos instrumentos ou sistemas de medição calibrados para subsidiar [99]:

- o aprimoramento dos procedimentos de calibração;
- a otimização dos intervalos de calibração estabelecidos inicialmente;
- a aplicação dos resultados para possíveis compensações de tendências;
- a solução de eventuais impasses entre fornecedor e cliente.

As informações contidas em um certificado de calibração dependem, a princípio, do destino dos resultados. Dependendo da classificação do sistema de medição em **SM padrão** ou em **SM de processo** (campo), ter-se-á dois tipos de certificados de calibração, cada um voltado para o seu objetivo [97].

No caso de um certificado de calibração de um **SM padrão**, o objetivo é identificar os erros sistemáticos que deverão ser corrigidos quando da utilização desse padrão para calibrar outros SM. Assim, esse tipo de certificado possui, entre outras coisas, tabelas de dados contendo os valores de referência, as médias das medidas do instrumento sob teste, a repetitividade em cada ponto e a incerteza da medição associada.

No caso de um certificado de calibração de **SM de processo**, o objetivo é identificar a situação do equipamento em relação às condições estabelecidas por uma norma, especificação legal ou um erro máximo adotado pela empresa. Esta identificação permite assegurar que todos os equipamentos estão aptos a serem utilizados pois encontram-se medindo dentro dos limites de tolerância especificados para eles.

Outras informações importantes que devem constar em um certificado ou relatório de calibração são definidas na norma NBR ISO 10012-1 [79].

3.5.7 Intervalos de Calibração

Intervalo de calibração (IC) é definido como o período de tempo compreendido entre duas calibrações consecutivas de um determinado sistema ou instrumento de medição [59].

Os principais fatores que influenciam na definição do IC podem ser assim resumidos:

- a) condições e frequência de uso do sistema ou instrumento de medição [100];
- b) condições de armazenamento [101];
- c) recomendações técnicas de normas ou de fabricantes [97];
- d) características construtivas do sistema de medição [100];
- e) nível de incerteza requerido para a medição [102];
- f) o custo de um valor medido estar incorreto, sendo aceito como correto, por falha do sistema de medição [97];

- g) custo da calibração [67];
- h) tendência dos resultados de calibrações anteriores [103].

A quantificação desses fatores é bastante difícil, dificultando, por conseguinte, a quantificação do ajuste ao IC. Além disso, os fatores 'f)' e 'g)' são básicos e opostos, e devem ser balanceados quando da decisão sobre um novo intervalo de calibração.

Apesar da escolha inicial do intervalo de calibração ser na maioria das vezes de natureza subjetiva (experiência do metrologista) é muito importante que a escolha seja a mais consistente possível [99]. Tal afirmação é devida ao fato de que usualmente esse intervalo selecionado permanece constante nas primeiras calibrações, já que uma mudança adequada do intervalo só é possível após um razoável conhecimento das características metrológicas do sistema de medição através da análise dos dados históricos das calibrações [59].

É necessária a revisão contínua do intervalo de calibração. Basicamente três fatores contribuem para isso [104,105]:

- a) aumentar a confiabilidade entre os intervalos (redução do risco de não conformidade) e minimização dos custos com as calibrações periódicas;
- b) possibilidade de alterações das características metrológicas do sistema ou instrumento de medição ao longo do tempo;
- c) possibilidade de mudanças das condições de utilização do sistema ou instrumento de medição ao longo de sua vida útil.

A norma NBR ISO 10012-1 [79] apresenta no seu anexo A: "Diretrizes para determinação de intervalos de comprovação para equipamentos de medição", 5 (cinco) métodos de ajustes de intervalos iniciais de calibração independentemente do sistema ou instrumento de medição utilizado. Como não existe um método ideal aplicável à toda gama de sistemas de medição, cabe à empresa estudar o método, ou métodos, que sejam adequados às suas necessidades.

Há um grande interesse em quantificar o intervalo entre calibrações (IC) por meio de modelagem matemática [70], e este pode ser obtido determinando-se a estabilidade do sistema de medição em pontos específicos (de interesse) na faixa de medição, a partir de resultados de calibrações anteriores. O intervalo entre calibrações, então, pode ser expresso de forma

simplificada como $IC = \Delta c / S_{tr}$, onde Δc é o desvio da curva característica de resposta esperada, e S_{tr} é a estabilidade do transdutor (em unidades/tempo).

Essa equação se aplica somente para um mesmo tipo de transdutor, mesmo ponto da faixa de medição, tipo de construção e aplicação, não se estendendo para condições extremas de uso. É muito similar ao método descrito no item A.3.2, do anexo A, da norma NBR ISO 10012-1 [79], o qual sugere fazer uma quantificação através de um gráfico de controle, que considera a “derivação” (tendência) e a “dispersão” (repetitividade) em função do tempo (ou seja, o $Emáx$).

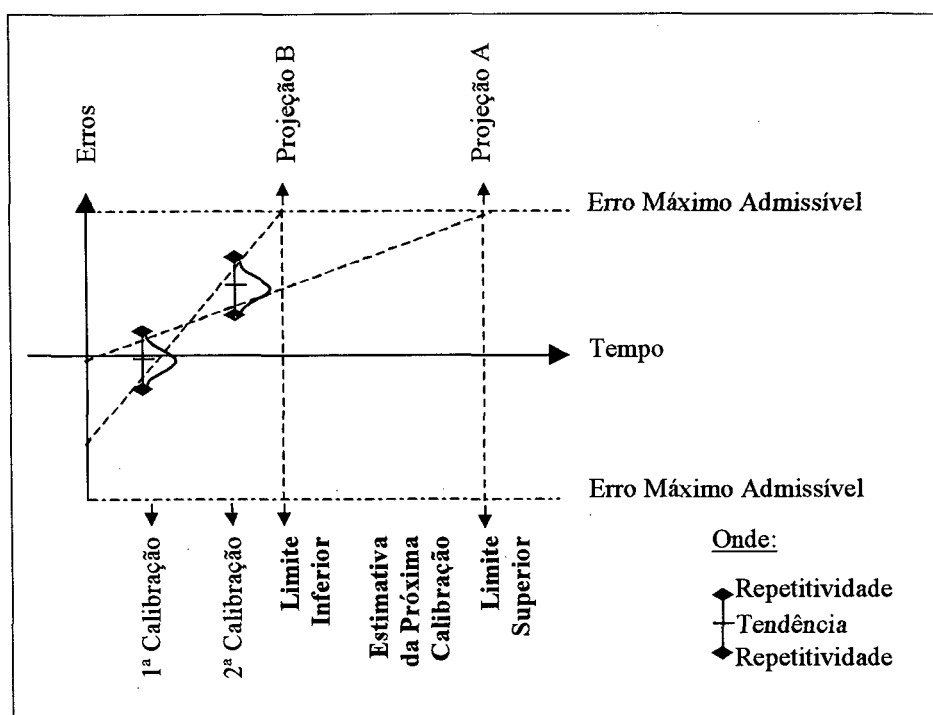


Figura 3-6 - Gráfico de Controle Conforme o Item A.3.2, do Anexo A, da Norma NBR ISO 10012-1 para um Suposto SM.

Entretanto, nesse gráfico, incertezas muito grandes e poucos dados de histórico constituem grandes dificuldades para a determinação do IC¹⁶. Basta observar o que acontece com a projeção do próximo IC para um SM imaginário, conforme a Figura 3-6. Na projeção A o próximo IC parece ser muito maior do que o IC atual, enquanto que na projeção B, o IC parece bastante curto. Uma outra dificuldade é saber-se qual é a forma de variação do $Emáx$, na figura apresentada como linear. Faz-se esta avaliação para todos os pontos da FM, e o novo

¹⁶ E mesmo que haja uma grande quantidade de dados históricos, eles perdem seu valor quando o SM sofre um ajuste, pois estes ajustes podem provocar uma mudança total no comportamento do referido SM.

IC será estabelecido pelo ponto que produzir a **menor estimativa**.

Segundo Schumacher [104,105], a busca de um intervalo de calibração (IC) otimizado ou de um método para obtê-los pode ser frustrante, pois as teorias atuais relativas ao comportamento dos instrumentos de medição são deficientes, e consequentemente, assim também são todos os modelos teóricos que tentam estabelecer IC otimizados. Isto quer dizer que qualquer otimização de IC será apenas uma aproximação satisfatória. Mesmo assim, o próprio Schumacher [104] apresenta um método empírico de ajuste de intervalos, onde as mudanças nos intervalos são baseadas nas últimas condições (dentro ou fora da tolerância) dos instrumentos individuais no ato da calibração sem ajustes. Já Greb [103] e Glassman [106] estudaram métodos de determinação de IC para grupos de instrumentos de medição.

Camarano [70] em seu trabalho define um sistema para gerenciar os intervalos de calibração de termopares e sensores resistivos, baseado na avaliação da estabilidade obtida entre sucessivas calibrações. Além disso, discute alguns métodos estatísticos que podem ser aplicados na determinação de intervalos de calibração, e ainda outros que não são puramente estatísticos, chamados de intuitivos (resultam de experiências e de tentativas válidas).

Encontrar mais parâmetros na curva característica de resposta, além do Emav (Erro Máximo Avaliado), como por exemplo a média dos erros, pode dar uma idéia de como os erros, de uma forma global, se distanciam do zero. Essa avaliação descreve como o funcionamento do SM, como um todo, foi alterado desde a última calibração. Esse tipo de raciocínio é importante para não incorrer no erro de aumentar o IC quando o Emav atual for menor ou igual ao Emav anterior, tendo-se uma média dos erros maior do que a média anterior.

Devem ser especificados um limite mínimo e um máximo para os IC. O limite mínimo indica em que situação um instrumento se tornaria problemático devido a exigência de alta frequência de calibração. Por outro lado, o limite máximo funciona como uma segurança, pois quando se utilizam intervalos longos cresce a possibilidade de ocorrências anormais durante o uso [73].

3.5.8 Análise de Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nos Problemas de Calibração de Sistemas de Medição

A seleção do sistema de medição padrão (SMP) pode ser beneficiada da mesma forma que foi a seleção de um sistema de medição no processo de medição, conforme observado no item 3.2.4. Além de especificações para o SMP, como a incerteza requerida e faixa de medição do sistema de medição a calibrar, devem ser consideradas as condições ambientais, facilidade de operação, equilíbrio entre o custo do SMP e a incerteza de medição requerida.

Weremczuk [107] demonstra a aplicação de Algoritmos Genéticos (AG) na otimização do plano de calibração de sensores inteligentes¹⁷, atuando sob influência de algumas poucas fontes controláveis de ruído¹⁸ (variação de temperatura, por exemplo). A otimização do plano acontece através da determinação do número de pontos de calibração e sua distribuição ao longo da faixa de medição. Esses pontos são tais que neles encontra-se a máxima diferença entre os mensurandos sob e sem a influência das fontes de ruídos. Para maiores detalhes deve-se verificar a referência [107].

A determinação do número de ciclos de medição, embora diretamente ligada a um parâmetro numérico, que é a repetitividade, não encontra quantificação através de um método matemático. Para a solução desse problema característico de aproximação de função, é interessante que se recorra às experiências passadas e se adote um número de ciclos já utilizado numa calibração anterior similar. Haja vista que o registro de cada calibração pode ser um caso numa base de casos, pode-se recuperar o caso mais similar de acordo com características do caso atual, através de um programa baseado na técnica de RBCa. Um caso, para a determinação dos ciclos de medição, pode ser caracterizado, por exemplo, pelos seguintes fatores: objetivo da calibração; nível de detalhamento necessário; incerteza de medição requerida; Sistema de Medição Padrão utilizado; número de pontos por escala utilizados e sua localização; e número de ciclos de medição utilizado.

É bastante claro que a determinação de intervalos de calibração é uma atividade importante e que requer tempo e/ou experiência por parte do usuário dos sistemas de medição. Manter um instrumento calibrado é uma operação onerosa e diminui a disponibilidade do

¹⁷ Segundo [107], instrumentos de medição que processam sinais de várias grandezas.

¹⁸ Assume-se que as fontes de ruído que não podem ser controladas são desprezíveis, como por exemplo os ruídos elétricos.

mesmo, portanto, é importante que as calibrações sejam sistematicamente programadas, de forma a racionalizar gastos e a utilização racional do mesmo [59].

A aplicabilidade de sistemas especialistas (SE) para o estabelecimento de intervalos de calibração (uma típica atividade de predição) já foi anteriormente indicada por Camarano [70] e demonstrada por Flesch e Scavone [66,75]. O SE desenvolvido por esse último, baseava suas decisões principalmente em função do tipo de grandeza a que cada SM se destinava e da estabilidade do instrumento nas últimas duas calibrações.

É possível fazer uma quantificação dos fatores que influenciam a definição do intervalo de calibração (descritos no item 3.5.7) através de variáveis lingüísticas, onde, por exemplo, o fator “condições de armazenamento” seria uma variável lingüística que estaria relacionada às variáveis difusas “boas”, “normais” e “ruins”, conforme a Figura 3-7. Um sistema baseado em lógica difusa pode ser composto combinando-se as diversas variáveis lingüísticas (representando os fatores) numa base de regras de produção, e a resposta deste sistema deve ser um valor a ser multiplicado pelo valor do IC atual, aumentando ou diminuindo-o. Deve-se respeitar os limites máximos e mínimos de IC para aquele SM. Um trabalho bastante similar já fora desenvolvido por Durakbasa [108].

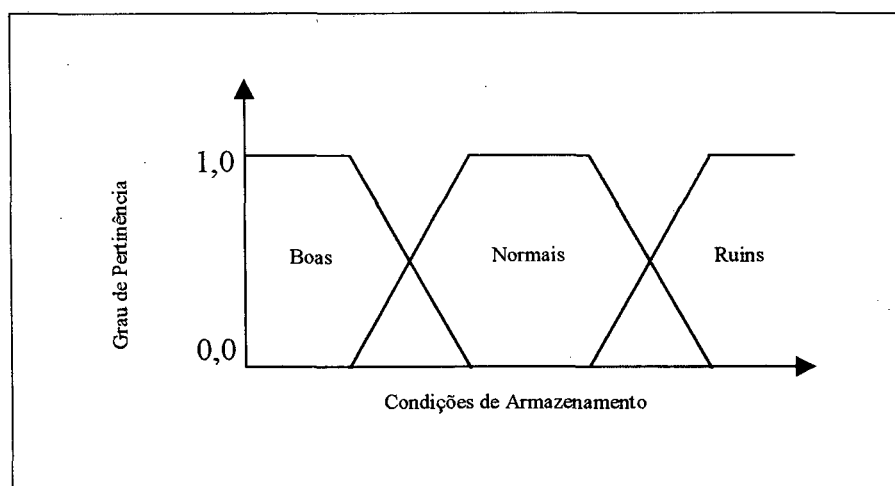


Figura 3-7 - Exemplo de Função de Pertinência para a Variável Lingüística “Condições de Armazenamento”

3.6 Interpretação de Resultados de Medição

O objetivo final de qualquer processo de medição, após a validação das medições, é adquirir evidências que permitem entender e tomar decisões sobre alguma matéria. Portanto, dados numéricos sobre quantidades medidas são transformados em respostas qualitativas às

questões que iniciaram o processo de medição. Essa decisão é geralmente expressa de forma binária (bom ou ruim, conforme ou não conforme, igual ou não) ou em uma sequência de categorias lógicas predefinidas, como por exemplo, *muito quente*, *quente*, *normal*, *frio* e *muito frio*, implicando em exclusão mútua.

É importante dar a devida atenção ao procedimento utilizado para a transformação de um conjunto de valores numéricos em uma decisão. Esse passo, tem duas características importantes [60]. Primeiro, deve ser considerado que a decisão geralmente depende de diversas fontes de informação. Em segundo lugar, a dificuldade de se restringir o resultado a um conjunto limitado de categorias logicamente excludentes. Dessa forma, nenhuma solução geral a essas questões tem sido proposta no âmbito da metrologia, embora muitas abordagens diferentes tenham sido sugeridas em separado [60].

Dentro do âmbito da metrologia, a avaliação de conformidade, seja de um mensurando (de um produto ou processo) ou de um instrumento de medição, é a principal atividade de interpretação de resultados de medição. Essa atividade se caracteriza como qualquer atividade incumbida na determinação (direta ou indireta) de que os requisitos relevantes especificados estão sendo cumpridos [109].

Dentre as atividades de avaliação de conformidade, a calibração, a inspeção e os ensaios são as mais comuns [110]. Na indústria, a maior parte das atividades metroológicas se concentram em comprovar que o valor do mensurando se encontra dentro, ou fora, da tolerância especificada [63,85]. É necessário, portanto, medir para se decidir sobre a conformidade com os limites de tolerância especificados. Toda medição sempre traz consigo uma incerteza associada. Para se evitar decisões erradas sobre a conformidade do produto ou processo baseada nos resultados da medição é absolutamente necessário conhecer e considerar nos cálculos, a incerteza associada ao processo de medição como um todo [78].

O documento denominado de ISO/FDIS 14253-1 [111] apresenta regras para se determinar quando as características de um mensurando (de um produto ou processo) ou de um instrumento de medição, estão em conformidade (ou não) com uma dada tolerância ou limites de erros máximos admissíveis, respectivamente, considerando-se a incerteza expandida do processo de medição (U). A incerteza de medição deve ser avaliada conforme o "ISO-GUM" [81] ou o ISO/TR 14253-2 [76], e refere-se à incerteza expandida com fator de abrangência (k) tipicamente igual a 2. Embora concebida para a área de GPS (*Geometrical*

Product Specification), a metodologia também pode ser aplicada para especificações em outras áreas [111].

Como as regras de avaliação de conformidade são as mesmas para mensurandos e sistemas de medição, a Figura 3-8 mostra os fundamentos da avaliação de conformidade do documento ISO/FDIS 14253-1 [111] para os dois casos.

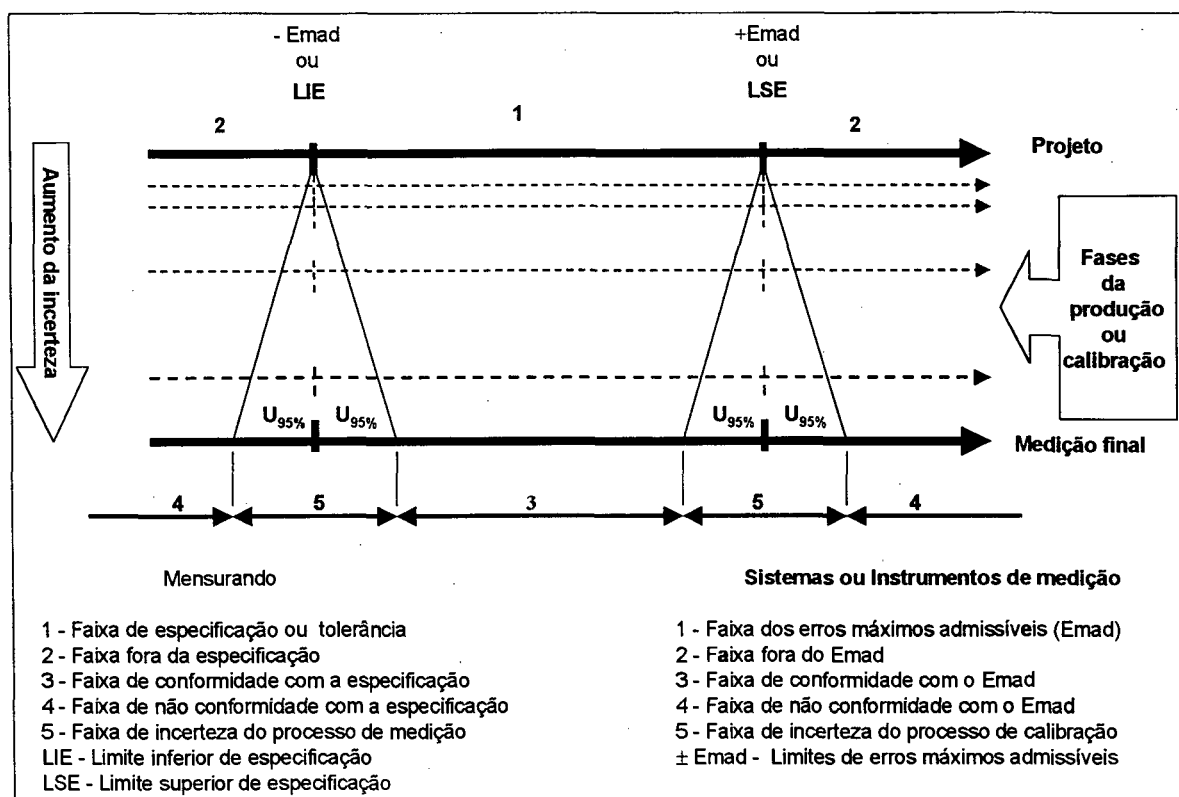


Figura 3-8 Relação entre a Incerteza do Processo de Medição (ou Calibração) e a Tolerância (para Grandeza Específica) ou Erro Máximo Admissível (para Sistema de Medição).

A avaliação da conformidade pelo método estabelecido na ISO/FDIS 14253-1 [111] pode resultar em três situações distintas:

- comprovação da conformidade;
- comprovação de não conformidade;
- situação na qual não se pode decidir sobre conformidade ou não conformidade.

Neste trabalho, para as subsequentes discussões relativas à avaliação de conformidade, são usadas as definições concernentes às equações (3-5) e (3-6) (pág. 93) para o Erro Máximo Avaliado (**Emav**).

O Erro Máximo Admissível (**Emad**) define uma faixa de valores, normalmente centrada em torno do zero, onde, com uma probabilidade definida, deve conter o maior erro de

indicação do instrumento ou sistema de medição (considerando **erros sistemáticos e aleatórios**) ao longo de sua faixa de medição e nas condições de referência [68]. O **Emad** deve ser adotado de normas técnicas, especificação de fabricante ou regulamento legal.

3.6.1 Avaliação de Conformidade de Sistemas de Medição

Para uma característica metrológica importante do sistema de medição como seu erro máximo admissível (**Emad**), o processo de avaliação de conformidade, realizado normalmente através da calibração [87], associa componentes de incertezas à característica avaliada, provenientes de diversas fontes como operador, padrões utilizados, procedimento, entre outros.

A Tabela 3-4 (extraída de [77]) apresenta as regras para decisão acerca da conformidade de sistemas de medição calibrados para as duas formas de determinação do erro máximo avaliado (**Emav**), definidas nas equações (3-5) e (3-6) no item 3.5.5.

Uma forma simples e prática de decidir acerca da conformidade do sistema de medição calibrado, segundo Soares [77], resume-se na determinação do valor erro máximo avaliado (**Emav**) entre todos os resultados apresentados no certificado de calibração e sua comparação com o erro máximo admissível (**Emad**) previamente adotado. Tem-se portanto o seguinte critério para comprovação da conformidade:

$$| \text{Emav} | < | \text{Emad} | \quad (3-7)$$

A faixa de incerteza (região 5 na Figura 3-8) pode ser variável a cada resultado de calibração, o que faz com que a faixa de conformidade com o erro máximo admissível (**Emad**) especificado (região 3 na Figura 3-8) também varie. Quanto menor for a faixa de incerteza, maior será a faixa de conformidade com o **Emad**.

3.6.2 Avaliação de Conformidade de Produtos e Processos (Mensurando)

Uma grandeza específica de um produto¹⁹ (fenômeno, corpo ou substância) apresenta na sua fase de projeto, limites de especificação superior e inferior (especificação bilateral) ou

¹⁹ Um produto pode ser por exemplo um eixo e a grandeza específica, o seu diâmetro

apenas um dos limites, para as especificações unilaterais. Nessa fase, idealmente, não há incerteza associada aos valores especificados [111].

Quando o item passa para a fase de produção, os valores especificados do mensurando são compostos de incertezas provenientes das diversas etapas de produção e medição do item, culminando na fase de medição final na qual a faixa de especificação ou de tolerância especificada (região 1 da Figura 3-8) está reduzida da faixa de incerteza estimada (região 5 da Figura 3-8) associada ao processo de medição final. A faixa restante (região 3 da Figura 3-8) representa a faixa de conformidade com a tolerância especificada.

A incerteza estimada do processo de medição é composta dos erros máximos admissíveis dos sistemas de medição envolvidos (se não há correção da tendência) e todos os componentes de incertezas julgados significativos. Se existe correção da tendência, apenas a parcela de repetitividade e sua incerteza associada são incluídas na estimativa da incerteza de medição, juntamente com todos os outros componentes significativos envolvidos.

Tabela 3-4 - Regras para Decisão sobre a Conformidade ou não Conformidade de Grandezas Específicas e de Sistemas de Medição com suas Especificações.

SITUAÇÕES POSSÍVEIS	PARA MENSURADOS	PARA SISTEMAS DE MEDIÇÃO	
		Emav calculado pela equação (3-5)	Emav calculado pela equação (3-6)
COMPROVAÇÃO DE CONFORMIDADE COM A ESPECIFICAÇÃO	$LIE + U < y < LSE - U$ (Região 3 na Figura 3-8)	$-Emad + U < Emáx < Emad - U$ (Região 3 na Figura 3-8)	$-Emad < Emav < Emad$ (Região 1 na Figura 3-8)
COMPROVAÇÃO DE NÃO CONFORMIDADE COM A ESPECIFICAÇÃO	$y < LIE - U$ ou $y > LSE + U$ (Regiões 4 na Figura 3-8)	$Emáx < -Emad - U$ ou $Emáx > Emad + U$ (Regiões 4 na Figura 3-8)	$Emav < -Emad$ Ou $Emav > Emad$ (Regiões 4 – Figura 3-8)
NÃO É POSSÍVEL COMPROVAR CONFORMIDADE OU NÃO CONFORMIDADE COM A ESPECIFICAÇÃO	$LIE - U < y < LIE + U$ ou $LSE - U < y < LSE + U$ (Regiões 5 na Figura 3-8)	$-Emad - U < Emáx < -Emad + U$ ou $Emad - U < Emáx < Emad + U$ (Regiões 5 na Figura 3-8)	Não aplicável
y é o valor medido U é a incerteza expandida da medição ($\cong 95\%$) LIE é o limite inferior de especificação LSE é o limite superior de especificação		Emáx é o erro máximo do instrumento Emav é o erro avaliado do instrumento na calibração $\pm Emad$ são os limites de erros máximos admissíveis do instrumento de medição U é a incerteza associada ao erro máximo Emáx	

A avaliação de incertezas, seja pelo método do "ISO-GUM" [81] ou o ISO/TR 14253-2 [76], deve garantir a relação adequada entre a tolerância e incerteza, de modo que o processo de medição seja capaz de discriminar mensurando conforme ou não conforme dentro dos riscos de erros definidos pela empresa.

A Tabela 3-4 apresenta as regras para a decisão acerca da conformidade de mensurandos. Quando não for possível decidir sobre a conformidade ou não conformidade da grandeza específica medida através dos resultados medidos, faz-se necessário estabelecer nos procedimentos do sistema da qualidade critérios de tomada de decisão [77].

3.6.3 Análise de Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nos Problemas de Interpretação de Resultados de Medição

Percebe-se que o documento ISO/FDIS 14253-1 [111] estabelece regras bastante claras quanto aos problemas de interpretação de resultados de medição; isto é: na Avaliação Conformidade de Sistema de Medição e na Avaliação de Conformidade de Produtos e Processos. Entretanto o documento não estabelece um procedimento a ser adotado quando não for possível decidir sobre a conformidade ou não conformidade de produtos ou processos, relegando a tarefa de estabelecer critérios de tomada de decisão ao sistema da qualidade.

Nessas situações, as técnicas de Inteligência Artificial (IA) indicadas para problemas de diagnóstico podem ser utilizadas como meio de suporte à tomada de decisões. Os critérios para estas decisões, definidos pela empresa com base nas especificações de cada produto, podem ser transferidos para, por exemplo, um Sistema Especialista em forma de regras de produção. Adicionalmente, poder-se-ia utilizar um sistema baseado em Lógica Difusa, Rede Neural Artificial ou em Raciocínio Baseado em Casos, dependendo do tipo de informação disponível. Porém, o estudo de critérios para decisão deste tipo de problema (custos de produção, custos de reposição em caso de não conformidade e políticas da organização, entre outras) não faz parte do escopo deste trabalho.

Poder-se-ia utilizar a mesma abordagem acima para o problema de dúvida sobre a conformidade ou não de Sistemas de Medição, mas nesse caso o uso de técnicas de IA não é necessário, pois esse tipo de avaliação possui alternativas que dispensam a área de dúvida entre a conformidade ou não do sistema de medição, conforme mostrado no item 3.6.1.

3.7 Resumo da Análise de Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nas Atividades do Processo de Medição

Lista-se na Tabela 3-5 um resumo das classes de problemas encontrados nas atividades do Processo de Medição. Cada célula preenchida com um ‘•’ (um ponto), indica que fora encontrado um problema daquela classe naquela atividade.

Aproximação de Funções e Diagnóstico são, como resultado deste trabalho, as duas classes de problemas que mais merecem atenção dentro dos problemas detectados nas atividades do processo de medição.

Tabela 3-5 - Resumo das Classes de Problemas Encontrados nas Atividades do Processo de Medição

Atividades do Processo de Medição	Classes de Problemas Encontrados						
	Classificação de Padrões	Categorização	Aproximação de Funções	Predição	Otimização	Mem. Endereçável por Conteúdo	Diagnóstico
a) Estabelecimento dos Requisitos do Sistema de Medição							•
b) Projeto do Processo de Medição			•		•		•
c) Avaliação de Incerteza			•				•
d) Validação das Medições	•		•				
e) Calibração de Sistemas de Medição			•	•	•		
f) Interpretação de Resultados de Medição							•

Chama a atenção que, como pode ser claramente observado, não foram encontrados problemas da classe de *Categorização* e de *Memória Endereçável por Conteúdo*. Isto não significa que não existam ou não possam ser encontrados problemas dessas naturezas dentro

das atividades do processo de medição. Com grande probabilidade, estudos ulteriores encontrarão problemas aí enquadráveis.

Lista-se na Tabela 3-6 as técnicas de IA que podem ser utilizadas para auxiliar cada uma das atividades do processo de medição. Indica-se o grau de possibilidade de aplicação de uma técnica a um problema através de números positivos inteiros, onde o número expressa a quantidade de vezes que a técnica foi referenciada dentro daquela atividade do Processo de Medição.

Tabela 3-6 - Resumo da Aplicabilidade das Técnicas de Inteligência Artificial nas Atividades do Processo de Medição

Atividades do Processo de Medição	Técnicas de Inteligência Artificial				
	SE	RNA	LD	AG	RBCa
a) Estabelecimento dos Requisitos do Sistema de Medição	1	1	1	0	2
b) Projeto do Processo de Medição	1	2	2	1	1
c) Avaliação de Incerteza	1	1	1	0	1
d) Validação das Medições	1	2	1	0	0
e) Calibração de Sistemas de Medição	1	1	1	1	1
f) Interpretação de Resultados de Medição	1	1	1	0	1
Legenda de Siglas: SE – Sistemas Especialistas RNA – Redes Neurais Artificiais LD – Logica Difusa		RBCa – Raciocínio Baseado em Casos AG – Algoritmos Genéticos			

Percebe-se que para todas as atividades do Processo de Medição pôde-se encontrar aplicações de técnicas de Inteligência Artificial. Verifica-se também, durante a leitura deste capítulo, que foram encontrados diversos estudos de pessoas que já exploraram técnicas de IA sobre algumas dessas atividades.

Diante de uma rápida análise sobre a Tabela 3-6, a técnica que parece ser mais aplicável aos problemas encontrados nas atividades do Processo de Medição é RNA, seguida

de perto por LD e SE. Por outro lado atribui-se que RBCa e AG não foram muito referenciados pelo fato de, respectivamente, ser uma técnica recente e de ser aplicável somente à problemas de otimização.

Cabe salientar que a não indicação de aplicação de uma técnica à uma determinada atividade (a não aplicação de AG em problemas de validação de medições, por exemplo) não caracteriza a impossibilidade definitiva de aplicação da técnica naquela atividade. Esse fato caracteriza somente que, dentro do que fora desenvolvido neste trabalho, não se encontrou problemas com as características desejadas para a aplicação daquela técnica. Com muita probabilidade, estudos posteriores mostrarão aplicações.

No final do capítulo anterior foi realizada a avaliação da aplicabilidade de cada técnica estudada às classes de problemas formuladas (*classificação de padrões, categorização, aproximação de funções, predição, otimização, memória endereçável por conteúdo e diagnóstico*), sendo que esta avaliação foi tomada como base para o enquadramento de cada problema encontrado na metrologia. Esta avaliação mostrou-se bastante adequada, pelo fato de que para resolver os problemas encontrados na metrologia foram sugeridas justamente as técnicas indicadas para a solução de cada classe de problema.

No capítulo a seguir é apresentado um estudo de caso, demonstrando a aplicação de uma técnica de IA a um problema do Processo de Medição.

CAPÍTULO 4

ESTUDO DE CASO - APLICAÇÃO DE ALGORITMOS GENÉTICOS NA MINIMIZAÇÃO DE INCERTEZAS NA LINEARIZAÇÃO DE TERMISTORES

Como estudo de caso sobre a aplicação de uma técnica de inteligência artificial em problemas metrológicos, desenvolveu-se uma ferramenta para minimização de incertezas em circuitos de linearização de termistores baseada em Algoritmos Genéticos.

Este estudo de caso está inserido no contexto de Projeto do Processo de Medição, mais especificamente no Problema de Seleção de Instrumentos.

4.1 Apresentação do Problema de Linearização de Termistores

Aplicações da termometria com transdutores elétricos são cada vez mais frequentes [74]. Temperatura é grandeza fundamental em uma série de processos e grandeza de influência na medição de quase todas as demais grandezas [99]. Embora esteja crescendo, a aplicação de termistores é pouco representativa se comparada com outros transdutores como termorresistores e, especialmente, termopares. O termistor apresenta como características principais alta sensibilidade, boa repetitividade e estabilidade, baixo custo e diversidade de formas físicas e tamanhos, se comparado aos transdutores alternativos. A principal desvantagem desse componente encontra-se na sensibilidade variável ao longo da faixa, resultando em uma característica de resposta não linear.

A automação tem muitas vezes viabilizado a aplicação de transdutores não lineares. Porém seu emprego dificulta sobremaneira o projeto e a implementação de sistemas de controle. Também na termometria, quando medições de grande exatidão são requeridas, há dificuldades em se trabalhar com transdutores não lineares já que a compensação das componentes sistemáticas da incerteza (tendência) fica extremamente dificultada e por vezes até inviabilizada [84].

Diversos métodos são aplicados para minimizar o efeito dessa deficiência, permitindo ampliar sua gama de utilização. Dentre eles, destaca-se, devido ao baixo custo e sua boa estabilidade, a rede de termistores e resistores fixos ligados de forma a propiciar a

linearização do circuito. Usualmente a construção da rede é realizada com a prévia escolha dos termistores a serem utilizados e posterior determinação dos valores dos resistores fixos, de forma a otimizar simultaneamente a linearidade e a sensibilidade.

Parâmetro metrológico fundamental associado à característica de resposta de um circuito de linearização é seu erro de linearidade residual. A minimização dessa fonte de incerteza, através de ferramental matemático convencional, é algo já bastante estudado. Entretanto esses métodos assumem grande complexidade e podem até mesmo não conduzirem a resultados plenamente satisfatórios quando aplicados a circuitos em que um maior número de parâmetros deve ser determinado.

Este trabalho propõe a utilização de um Algoritmo Genético como ferramenta para minimização de incertezas em circuitos de linearização de termistores. Essa ferramenta, a partir de: tipo de circuito que vai ser utilizado (isto é, quantos termistores terá o circuito); parâmetros dos termistores; característica de resposta de cada termistor; e, da faixa de temperatura que deseja-se cobrir; fornece os valores das resistências fixas do referido circuito, o erro máximo de linearidade e a sensibilidade possível naquelas condições. As principais formas de linearização de termistores são apresentadas, sendo realizado um estudo de caso para uma rede de linearização de 3 termistores.

4.2 Linearização de Termistores

O termistor possui uma característica não linear similar a uma relação exponencial inversamente proporcional entre temperatura e resistência, implicando uma maior sensibilidade para temperaturas mais baixas. Para minimizar essa dificuldade, diversas soluções vêm sendo propostas, podendo serem classificadas em:

1) circuito composto de um termistor e um resistor fixo: circuitos que utilizam apenas um termistor podem ter o valor de sua resistência fixa calculado deterministicamente, como foi demonstrado por Diamond [112] e ratificado por White [113] (Figura 4-1 a, b). Entretanto, quando se deseja obter uma faixa de medição mais ampla, os erros de linearidade tendem a aumentar na medida em que as extremidades da faixa distanciam-se do ponto de linearização. Também fazem parte dessa categoria: as pontes de Wheatstone e suas variações com os amplificadores operacionais [114], utilizadas para linearizar em faixas um pouco maiores de medição (Figura 4-1 c, d, e).

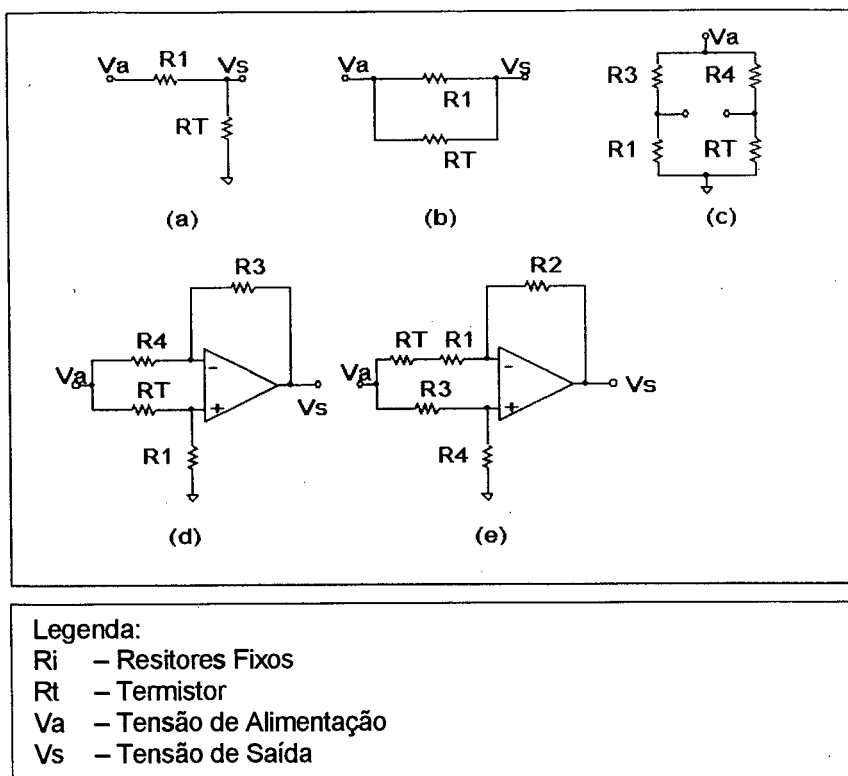


Figura 4-1 - Linearização com 1 termistor

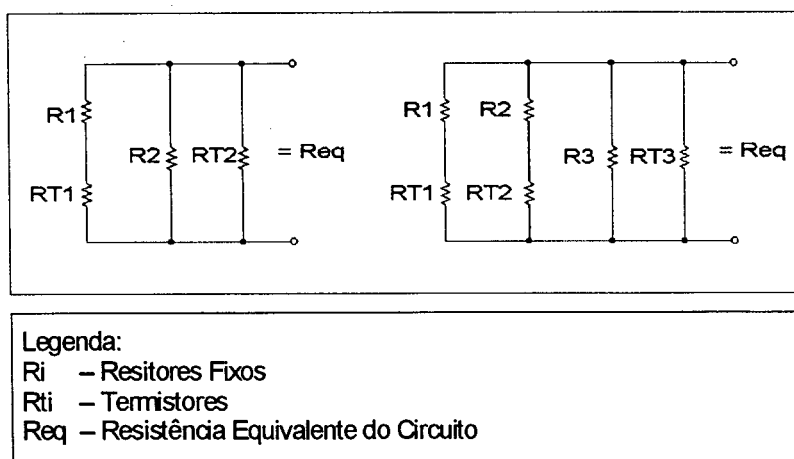


Figura 4-2 - Circuito de linearização com 3 termistores

2) uso de múltiplos termistores e resistores: são utilizados dois ou mais termistores de forma combinada com resistores de valores fixos. A Figura 4-2 apresenta um circuito com 2 e 3 termistores, respectivamente, onde os “RT” representam os termistores e os “R” os resistores fixos. Segundo Trolander [115], na prática, o número de termistores é uma função da faixa de temperatura a ser coberta e do grau de linearidade desejado. Complementa, ainda, que utilizando-se 2 ou 3 termistores, satisfazem-se os requisitos usuais de linearidade, custo e faixa de medição. Atualmente essas configurações continuam sendo as mais empregadas [116].

3) circuito composto de uma rede logarítmica/divisora de compensação ativa: consiste na utilização de amplificadores logarítmicos para compensação da não linearidade do termistor [117]. A desvantagem reside na necessidade de um amplificador especial, aumentando a complexidade da cadeia de medição.

4) um termistor utilizando circuito de conversão temperatura/frequência: o circuito de conversão temperatura/frequência consiste no uso da variação do termistor para mudança na base de tempo de um oscilador [118,119]. Esse circuito apresenta uma resolução bastante boa (alguns inferiores a milikelvin), entretanto bastante susceptível à variação dos componentes utilizados (capacitores, transistores) em relação ao valor nominal e ao ambiente.

5) uma combinação de termistor e resistor com uma rede logarítmica: esse tipo de circuito consiste na conversão do sinal de saída de uma rede com termistor e resistor através de um circuito de linearização logarítmico (Figura 4-3). Diversas são as técnicas utilizadas, geralmente de concepção complexa [120].

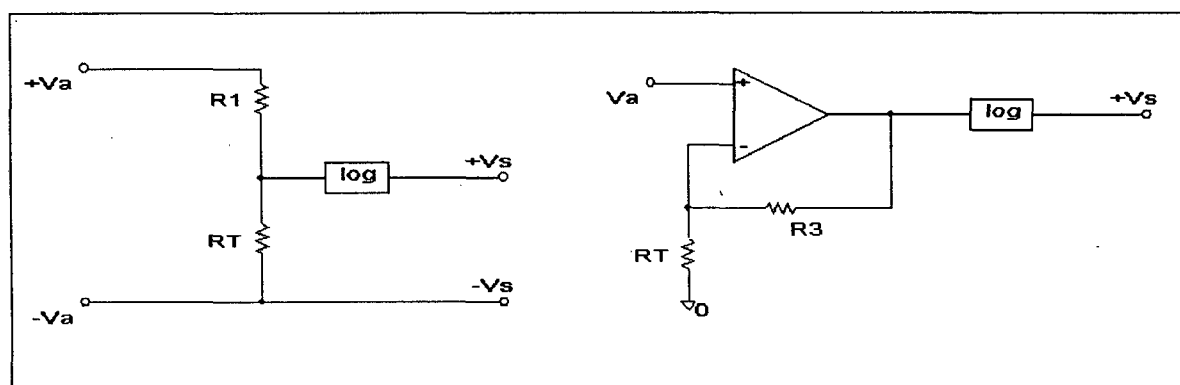


Figura 4-3 - Linearização por rede logarítmica

6) linearização através de software: com o desenvolvimento da conversão analógica/digital (ADC) tornou-se mais fácil a aquisição e o tratamento digital de sinais, permitindo a compensação da não linearidade através de equações matemáticas. Essas permitem abranger toda a faixa de medição, utilizando diferentes polinômios de interpolação de acordo com o grau de incerteza requerido [121]. O inconveniente dessa técnica está na necessidade de um ADC e processamento digital incorporado, nem sempre presentes no instrumento de medição.

Dentro desse contexto, os circuitos de múltiplos termistores e resistores (apresentados no tipo 2) são de interesse devido a sua simplicidade, robustez e baixo custo. Adicionalmente,

permitem ilustrar, de forma clara, a potencialidade da utilização da técnica de algoritmos genéticos para resolver esse tipo de problema.

No projeto desses circuitos os termistores são escolhidos tal que cada um predomine numa determinada faixa de medição. A solução analítica para encontrar os valores dos resistores fixos para esses circuitos ou é muito complexa ou pode até não existir [115]. O procedimento usual é obter uma solução por meio de uma modelagem do circuito e utilizar-se um método de otimização para obter-se os parâmetros do circuito [116].

4.3 Aplicação do AG ao problema

Na atividade de linearização de termistores tem-se disponíveis os dados dos transdutores não lineares, a forma do circuito de linearização e informações relativas aos requisitos metrológicos e operacionais (como a faixa de medição que se deseja cobrir, por exemplo). Devido às características dos termistores existentes no mercado, suas especificações possuem apenas valores pré-determinados e de reduzida variedade.

Com base nesses dados, deve-se determinar os parâmetros do circuito de linearização de forma a minimizar a incerteza associada ao transdutor e a maximizar a sua sensibilidade.

Para resolver esse problema foram explorados neste trabalho diferentes combinações, a partir de um conjunto de N termistores diferentes entre si, tomados de tabelas de diferentes fabricantes. Para cada combinação, os valores que necessitam ser encontrados, portanto, são os valores das resistências fixas.

Foi estabelecida a seguinte sequência de etapas para resolver o problema:

- a) selecionar combinações de termistores;
- b) submeter essas combinações a um AG;
- c) adequar os valores encontrados como ideais para os resistores do mercado;
- d) realizar a avaliação das incertezas.

Foram selecionados 9 termistores, com resistências a 25 °C diferentes entre si, com valores de: 2252 Ω , 3 k Ω , 5 k Ω , 10 k Ω , 25 k Ω , 30 k Ω , 50 k Ω , 100 k Ω e 150 k Ω . Seus coeficientes de acordo com a equação (4-6) (vista adiante) são listados na Tabela 4-1. Para o circuito com 3 termistores, tendo-se 9 termistores disponíveis, tomados 3 a 3, tem-se um total de 84 combinações possíveis.

Tabela 4-1 - Coeficientes dos Termistores

RT (k Ω)	Coeficientes			
	$a_0 \cdot 10^0$	$a_1 \cdot 10^3$	$a_2 \cdot 10^5$	$a_3 \cdot 10^7$
2,252	-6.5056	4.4328	-0.1220	-1.3366
3	-6.0240	4.2607	0.3825	-1.8282
5	-5.5567	4.3031	0.2451	-1.6800
10	-5.0117	4.9015	-1.9868	0.0462
25	-9.4368	7.4187	-5.9212	3.5545
30	-4.9370	5.2672	-2.1414	-0.0290
50	-4.4604	3.4427	6.3289	-8.9743
100	-3.7672	3.4427	6.3289	-8.9743
150	-3.3618	3.4427	6.3289	-8.9743

Cada circuito resultante da combinação de termistores passa pelo AG. A partir dos parâmetros dos termistores e da faixa de temperatura que se deseja cobrir, o AG fornece quais são os valores dos resistores a serem aplicados no referido circuito, bem como o erro máximo de linearidade e a sensibilidade possível naquelas condições.

Para adequar os valores dos resistores desejados àqueles disponíveis no mercado, admitiu-se combinar 2 resistores em série ou em paralelo (mesmo que isso signifique aumentar a incerteza associada aos resistores), caso não se encontre um resistor que sozinho resolva o problema. Logicamente são recalculados o erro máximo de linearidade e a sensibilidade fornecida pelo circuito.

Uma característica importante a ser otimizada em circuitos linearizadores é a sua sensibilidade resultante, pois essa afeta diretamente a magnitude de muitas incertezas associadas. Além disso, a maximização da sensibilidade é importante pois é interessante que o sistema de medição como um todo tenha uma boa relação sinal/ruído.

Em circuitos de linearização de transdutores existem certas componentes de incerteza que não podem ser alteradas (a deriva térmica de um resistor, por exemplo), porque variam somente em função das especificações dos componentes do circuito de linearização. Entretanto existem outras que variam em função do arranjo entre esses componentes e dos valores que esses podem assumir e que, portanto, podem ser minimizadas. O erro de linearidade residual é um exemplo dessa última classe de componentes, sendo que é um erro sistemático, porém não compensável na prática.

4.4 Equacionamento

Neste t3pico s3o detalhadas as equa33es que foram adotadas para servir de base para a determina33o do erro de linearidade (E) e da sensibilidade (S), que s3o, respectivamente, os fatores a serem minimizados e maximizados.

Quer-se encontrar o menor erro de linearidade poss3vel, que pode ser expresso por:

$$E = \max(\text{abs}(T - TR)) \quad (4-1)$$

onde T 3 o vetor que cont3m a faixa de temperatura considerada, discretizada em intervalos de dT; e, TR 3 a temperatura resultante encontrada nas equa33es do circuito linearizado nos pontos de temperatura equivalente em T. O vetor TR 3 dado por:

$$TR = \frac{R_{eq} - \chi_0}{\chi_1} \quad (4-2)$$

onde, utilizando regress3o linear, obt3m-se:

$$\begin{bmatrix} \chi_0 \\ \chi_1 \end{bmatrix} = \chi = (U^T \times U)^{-1} \times (U^T \times R_{eq}) \quad (4-3)$$

sendo que:

$$U = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ T_1 & T_2 & \dots & T_n \end{bmatrix}^T \quad (4-4)$$

onde χ_1 3 a sensibilidade (S) fornecida pelo circuito. R_{eq} 3 a resist3ncia equivalente do circuito da Figura 4-2, dada por:

$$R_{eq} = \frac{1}{\frac{1}{R_3} + \frac{1}{R_{T3}} + \frac{1}{R_2 + R_{T2}} + \frac{1}{R_1 + R_{T1}}} \quad (4-5)$$

Utilizando a equa33o de Steinhart e Hart (incluindo o termo de segunda ordem) [122], o comportamento dos termistores (RT) pode ser expresso por:

$$\ln(R_{Ti}) = a_0 + \frac{a_1}{T} + \frac{a_2}{T^2} + \frac{a_3}{T^3} \quad (4-6)$$

onde T é a temperatura de interesse expressa em K e $[a_0, a_1, a_2, a_3]$ são coeficientes originados do ajuste de um polinômio de terceira ordem aos dados de resistência em função da temperatura, tabelados por fabricantes.

4.5 Função de Avaliação

Para empregar com êxito uma ferramenta baseada em AG que otimize a linearização é necessário que se especifique uma função de avaliação, conforme visto no Capítulo 3. Como o objetivo é determinar os valores de resistências fixas utilizadas para linearização de termistores, com erros de linearidade (E) mínimos e sensibilidade (S) máxima, deve-se obter uma maneira de equacionar essa função de avaliação de forma a relacionar o erro de linearidade com a sensibilidade fornecida pelo circuito sugerido, ou seja, uma $f(E, S)$.

Com o intuito de determinar a melhor função de avaliação foram realizadas simulações com diversos AG, considerando o mesmo circuito publicado por Trolander [115], que conseguiu erros de linearidade na faixa de $0,05\text{ }^{\circ}\text{C}$ e sensibilidade de $-9,17\text{ }\Omega/^{\circ}\text{C}$. Os resultados médios de 5 execuções das diferentes funções simuladas estão expressos na Tabela 4-2. Pelos dados das simulações pode-se perceber que a última função avaliada fornece um circuito que possui um erro de linearidade bastante pequeno (quase a metade do que encontrou Trolander, e com uma sensibilidade bem melhor). Portanto daqui para adiante, quando for referenciada a função de avaliação, estar-se-á utilizando a última função do quadro da Tabela 4-2.

Tabela 4-2 - Resultados de simulações de diferentes funções de avaliação

Função de Avaliação $f(E, S)$	Erro Máximo ($^{\circ}\text{C}$)	Sensibilidade ($\Omega/^{\circ}\text{C}$)
E/S	0,1590	-21,71
E^2/S	0,0665	-16,60
E^3/S	0,0282	-13,01

Percebe-se, nas funções apresentadas na Tabela 4-2, que à medida que a potência de 'E' (erro de linearidade) é aumentada, consegue-se erros máximos menores, mas piora-se a sensibilidade conseguida. Funções com potências maiores do que as apresentadas também foram pesquisadas mas seus resultados não diferiram expressivamente da função $f(E, S) = E^3/S$.

4.6 Representação e Operadores

Foi adotada a representação binária para codificar cada possível solução do problema (indivíduo da população), conforme apresentado na Figura 4-4.

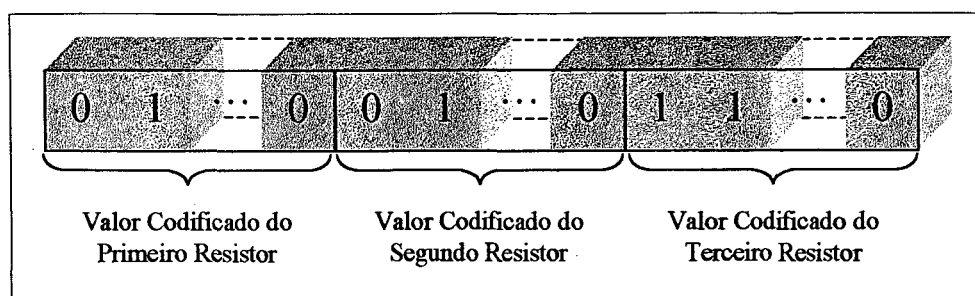


Figura 4-4 - Representação Binária Adotada para Codificar os Indivíduos da População

O número de bits usado para codificar o valor de cada resistor é dado por:

$$\text{Numero de Bits} = \log_2(\text{Máximo Valor do Resistor})$$

sendo arredondado para maior sempre que esse valor for fracionário. Para que se pudesse trabalhar com resistores facilmente encontrados no mercado e não se obtivesse circuitos com impedâncias equivalentes muito altas ou muito baixas, os valores mínimo e máximo dos resistores foram limitados respectivamente a 0,1% e a 190% do maior valor de resistência a 25 °C dos termistores envolvidos no circuito.

Na seleção é utilizado o método da “roleta”, onde os indivíduos são selecionados aleatoriamente de acordo com uma probabilidade proporcional ao resultado da função “*fitness*”. Essa última é definida como a razão entre o resultado da função de avaliação sobre o indivíduo e a média das avaliações dos indivíduos da população. Permite-se que cada indivíduo seja selecionado mais de uma vez.

O cruzamento é realizado entre pares de indivíduos tomados aleatoriamente, com somente um ponto de cruzamento (também determinado aleatoriamente) ao longo de toda a cadeia de representação binária (Figura 4-4). Esses indivíduos são recombinaos, gerando dois novos indivíduos a serem inseridos na nova população, tal como já fora apresentado anteriormente na Figura 2-12. Feito isso, o operador de mutação permite que cada caracter da sequência seja alterado com uma probabilidade de 5% (percentual usualmente adotado).

Findadas todas as gerações, o melhor elemento é aquele que possui o melhor resultado da função de avaliação através de **todas** as gerações.

4.7 Resultados

A fim de verificar o número mais adequado de gerações e de indivíduos na população, foram executados diversos testes iniciais. Os melhores resultados para o problema de linearização foram encontrados com populações de 1000 indivíduos e em 10 gerações. Execuções com um número menor de gerações ou com um número menor de indivíduos na população não proporcionavam bons resultados. Execuções com um número maior de indivíduos na população (10.000 indivíduos, por exemplo) ou com um número maior de gerações (100 gerações, por exemplo) não apresentavam resultados expressivamente diferentes e eram muito mais demoradas.

Com cada uma das 84 combinações possíveis foram realizadas 3 simulações, pois, como o AG é um método de procura estocástico, deve-se executá-lo repetidas vezes até que se presume não ser possível obter uma resposta melhor do que aquela já encontrada. As 10 melhores combinações são apresentadas na Tabela 4-3, em ordem de resultado de $f(E,S)$. A Figura 4-5 fornece uma representação da forma do erro de linearidade do melhor circuito. Para efeito de simplicidade de comparação, a faixa de medição considerada é de (0 a 100) °C.

Tabela 4-3 - Resultados das 10 melhores combinações para a faixa de medição de (0 a 100) °C

Termistores R0 (kΩ)			Resistores (Ω)			Erros Linear. (°C)	Sensib. (Ω/°C)
Rt1	Rt2	Rt3	R1	R2	R3		
5	30	150	21476	8706	6652	0,0320	-31,36
2,252	10	50	5738	2118	1716	0,0383	-8,13
5	50	150	15133	10405	5813	0,0685	-27,03
2,252	10	30	8234	3551	1885	0,0545	-8,40
10	100	150	16520	19902	8368	0,1140	-43,21
5	50	100	14047	12023	6188	0,1366	-31,65
3	10	30	14676	6293	3131	0,1464	-15,19
2,252	25	50	6474	5316	2916	0,1481	-14,68
5	30	100	18117	9660	6697	0,1996	-34,13
5	25	30	10902	13818	3291	0,1596	-17,24

Este estudo pode ser facilmente estendido tanto para circuitos com mais de 3 termistores, como também para circuitos onde se deseja linearizar a relação entre tensão e temperatura e ainda para outros circuitos em que se deseja a cobertura de faixas de medições diferentes de (0 a 100) °C.

Para verificar com mais rigor a capacidade do esquema sugerido em fornecer boas respostas, foram realizadas simulações visando buscar qual a melhor combinação de resistores

para um circuito comercialmente disponível [116]. Esse circuito possui como termistores $R_{t1}=2000\ \Omega$, $R_{t2}=15000\ \Omega$, $R_{t3}=45000\ \Omega$; e como resistores $R_1=88200\ \Omega$, $R_2=38000\ \Omega$, $R_3=23100\ \Omega$. A rede foi planejada para uma faixa de medição de $(-50\text{ a }+50)\ ^\circ\text{C}$, com erro de linearidade de $0,09\ ^\circ\text{C}$ e uma sensibilidade de $-129\ \Omega/^\circ\text{C}$. A Tabela 4-4 fornece o resultado de 10 simulações realizadas, já com os valores de R_1 , R_2 e R_3 corrigidos para valores de resistores comercialmente disponíveis. Consta-se que, em alguns resultados (em negrito), tanto as sensibilidades encontradas quanto os erros de linearidade são melhores do que aqueles do circuito comercialmente disponível.

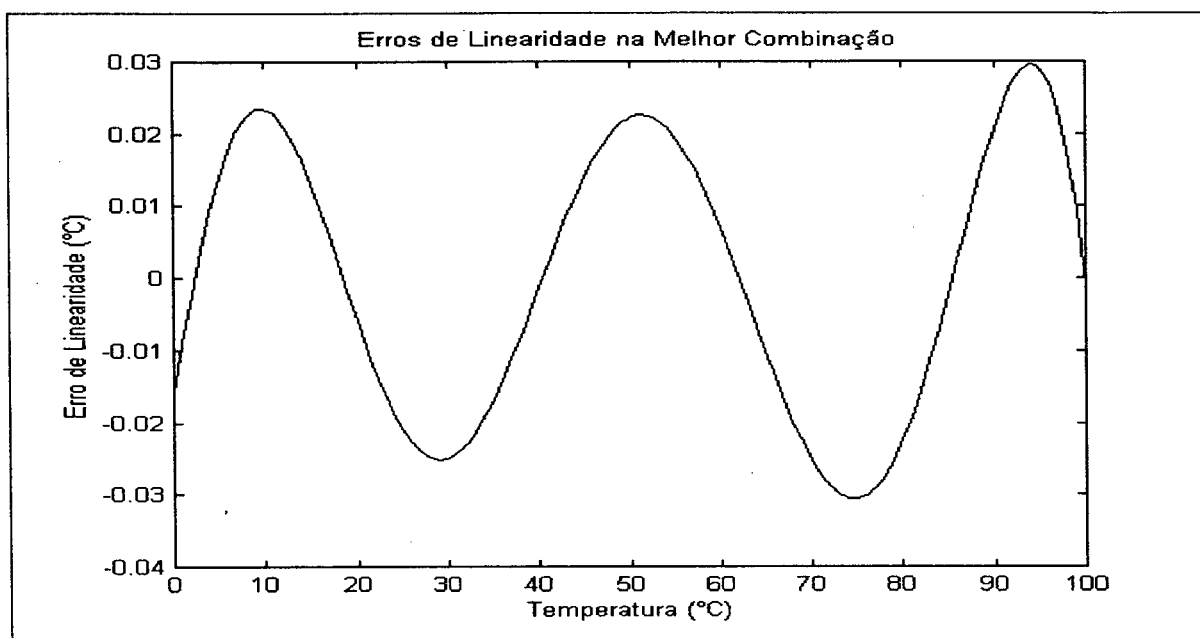


Figura 4-5 - Erros de linearidade na melhor combinação

Tabela 4-4 - Resultados de Simulações Realizadas para a faixa de medição $(-50\text{ a }+50)\ ^\circ\text{C}$

Resistores (Ω)			Erros Linear. ($^\circ\text{C}$)	Sensib. ($\Omega/^\circ\text{C}$)
R1	R2	R3		
90280	38190	23516	0.0527	-132
92770	39200	24112	0.0588	-136
91423	38657	23804	0.0602	-134
83000	35587	21750	0.0670	-121
80080	34610	21036	0.0746	-116
101020	42720	26139	0.0851	-149
76180	33260	20078	0.0877	-110
109370	47347	28508	0.1101	-163
109320	47400	28500	0.1130	-163
98860	41574	26460	0.4081	-151

É usual que se necessite de faixas menores do que aquelas especificadas pelos fabricantes. Exemplos são aplicações relativas à medição ou ao controle de condições ambientais. Supondo-se uma faixa de medição de (+10 a +30) °C, pode-se observar que os erros de linearidade possuem uma grande diferença em termos de ordem de grandeza para aqueles apresentados no caso anterior, conforme apresentado na Tabela 4-5. Nessa faixa de medição, os erros de linearidade do circuito poderiam até serem ignorados. É interessante ressaltar que se o erro de linearidade de 0,01°C for aceitável, pode-se conseguir sensibilidades em torno de -220 $\Omega/^{\circ}\text{C}$.

Tabela 4-5 - Resultados de Simulações Realizadas para a FM de (+10 a +30) °C

Resistores (Ω)			Erros Linear. ($^{\circ}\text{C}$)	Sensib. ($\Omega/^{\circ}\text{C}$)
R1	R2	R3		
138020	32656	20460	0.0001	-125
108853	28332	17780	0.0004	-105
140121	36833	23327	0.0004	-142
148800	37230	23492	0.0005	-144
161400	37360	23426	0.0006	-145
166210	34958	21750	0.0007	-136
149260	39098	24775	0.0007	-152
100610	46887	31540	0.0011	-176
108980	45764	30416	0.0011	-174
216960	38030	23370	0.0015	-150

Esses valores são, tanto o erro de linearidade quanto a sensibilidade, muito melhores do que os valores dos mesmos parâmetros dos termorresistores de platina, em valores absolutos e relativos [116].

Toda a implementação foi realizada no Software MatLab, versão 5.1, com auxílio da “toolbox” de Algoritmos Genéticos [35].

4.8 Análise de Incertezas

A análise de incerteza do transdutor de temperatura linearizado é realizada com base no *Guia para expressão de Incerteza de Medição* (“ISO GUM”) [81].

O resultado da medição é determinado através da equação (4-7). Para expressar a correlação existente entre os resistores quanto à sua variação com a temperatura, incluíram-se parcelas ΔR_i que explicitam essas variações.

$$R_{eq} = \frac{1}{\frac{1}{R_3 + \Delta R_3} + \frac{1}{R_{T3}} + \frac{1}{R_2 + \Delta R_2 + R_{T2}} + \frac{1}{R_1 + \Delta R_1 + R_{T1}}} \quad (4-7)$$

Para a análise, tratou-se as fontes de incerteza como incertezas de avaliação Tipo B (obtidas por outros meios que não a análise estatística de uma série de observações) e as tendências (estimativas dos erros sistemáticos) existentes não foram corrigidas.

Foram consideradas como fontes de incertezas as seguintes componentes:

Nos Termistores:

- a) intercambiabilidade: compreende a máxima variação decorrente do processo produtivo. Os fabricantes dos termistores analisados especificam uma intercambiabilidade de $\pm 0,2$ °C. Portanto a incerteza padrão é:

$$u(R_{Ti}) = \frac{0.2}{\frac{\partial R_{Ti}}{\partial T} \sqrt{3}} \quad (4-8)$$

onde:

$\partial R_{Ti}/\partial T$: sensibilidade do termistor em determinada temperatura;

$\sqrt{3}$: divisor para padronizar a distribuição retangular

- b) auto-aquecimento: compreende o erro máximo causado pela passagem da corrente de excitação na medição da temperatura. Segundo cálculos, se forem utilizadas correntes inferiores a 50 μA para medição em água corrente (coeficiente em torno de 10 mW/°C) [116], o erro causado é inferior a 1 mK.

Nos Resistores:

- a) tolerância: é a máxima variação apresentada no processo de fabricação. Os resistores utilizados possuem tolerância de $\pm 0,1\%$.

$$u(R_i) = \frac{R_0 \cdot 0.1\%}{\sqrt{3}} \quad (4-9)$$

onde: R_0 – Resistência nominal a 25 °C

- b) variação com a temperatura (ΔR_i): os resistores utilizados possuem um coeficiente térmico de ± 15 ppm/°C [$\mu\Omega/(\Omega^\circ C)$] com um ambiente variando entre 0 °C e 50 °C. Deve-se notar que ΔR_i tem valor nominal 0.

$$u(\Delta R_i) = \frac{R_o \cdot 15 \cdot 10^{-6} \cdot 25^\circ C}{\sqrt{3}} \quad (4-10)$$

Segundo o “ISO GUM” [81], a determinação da incerteza padrão para R_{eq} é exposta na equação (4-11). O termo de $r(\Delta R_i, \Delta R_j)$ representa a correlação existente entre duas variáveis. Optou-se por um procedimento conservador de avaliação da incerteza: supôs-se que as grandezas são completamente correlacionadas, com valor de correlação igual a 1.

$$u^2(R_e) = \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial R_e}{\partial R_i} u(R_i) \right)^2 + \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial R_e}{\partial T_i} u(T_i) \right)^2 + \sum_{i=1}^3 \left(\frac{\partial R_e}{\partial \Delta R_i} u(\Delta R_i) \right)^2 + 2 \sum_{i=1}^2 \sum_{j=i+1}^3 \frac{\partial R_e}{\partial \Delta R_i} \frac{\partial R_e}{\partial \Delta R_j} u(\Delta R_i) u(\Delta R_j) r(\Delta R_i, \Delta R_j) \quad (4-11)$$

A incerteza expandida combinada (U_{95}) para fator de abrangência igual a 2 e com nível da confiança de 95% foi de $\pm 0,27^\circ C$ para os melhores circuitos simulados, já considerado o erro de linearidade de $\pm 0,032^\circ C$, melhores em linearidade e compatíveis quanto aos demais circuitos comercialmente disponíveis [123].

A Figura 4-6 mostra a forma de contribuição das fontes de incerteza ao longo da faixa de medição considerada. Percebe-se claramente a influência das incertezas dos termistores em faixas onde a atuação de cada um predomina. Se as incertezas dos termistores forem minimizadas (através de calibração, por exemplo), a tolerância do resistor R3 passará a ser a fonte de incerteza mais significativa.

4.9 Conclusões sobre o Estudo de Caso

Embora, geralmente, o erro de linearidade não seja uma grande fonte de incerteza é importante que seja reduzido o máximo possível, pois é somado algebricamente à incerteza combinada do circuito de linearização.

Neste capítulo foi exemplificado o potencial de utilização do algoritmo genético para linearização de termistores. Foram obtidos circuitos com erros de linearidade menores do que $0,05^\circ C$ e sensibilidade de $30 \Omega/^\circ C$, numa faixa de medição de $(0 \text{ a } 100)^\circ C$, através de combinações de termistores disponíveis no mercado.

Também foi realizado um estudo comparativo dos resultados obtidos com o algoritmo genético em relação a um circuito comercial, representativo do estado da arte em termos de disponibilidade de mercado. Para a faixa de medição de $(-50 \text{ a } +50)^\circ C$, obteve-se tanto sensibilidade quanto erro de linearidade melhores do que aqueles que o circuito comercial

dispõe [116]. Além disso, quando a faixa de medição foi reduzida para (10 a 30) °C, verificou-se que, através do Algoritmo Genético, atingiu-se melhores valores de sensibilidade e erros de linearidade extremamente menores (inferiores a 1 mK). Percebe-se também que, se for suportado um erro de linearidade em torno de 0,01 °C, pode-se obter uma sensibilidade maior; em torno de 220 $\Omega/^{\circ}\text{C}$. Esse procedimento permite que o circuito comercialmente disponível possa ser adequado às necessidades metrológicas do usuário.

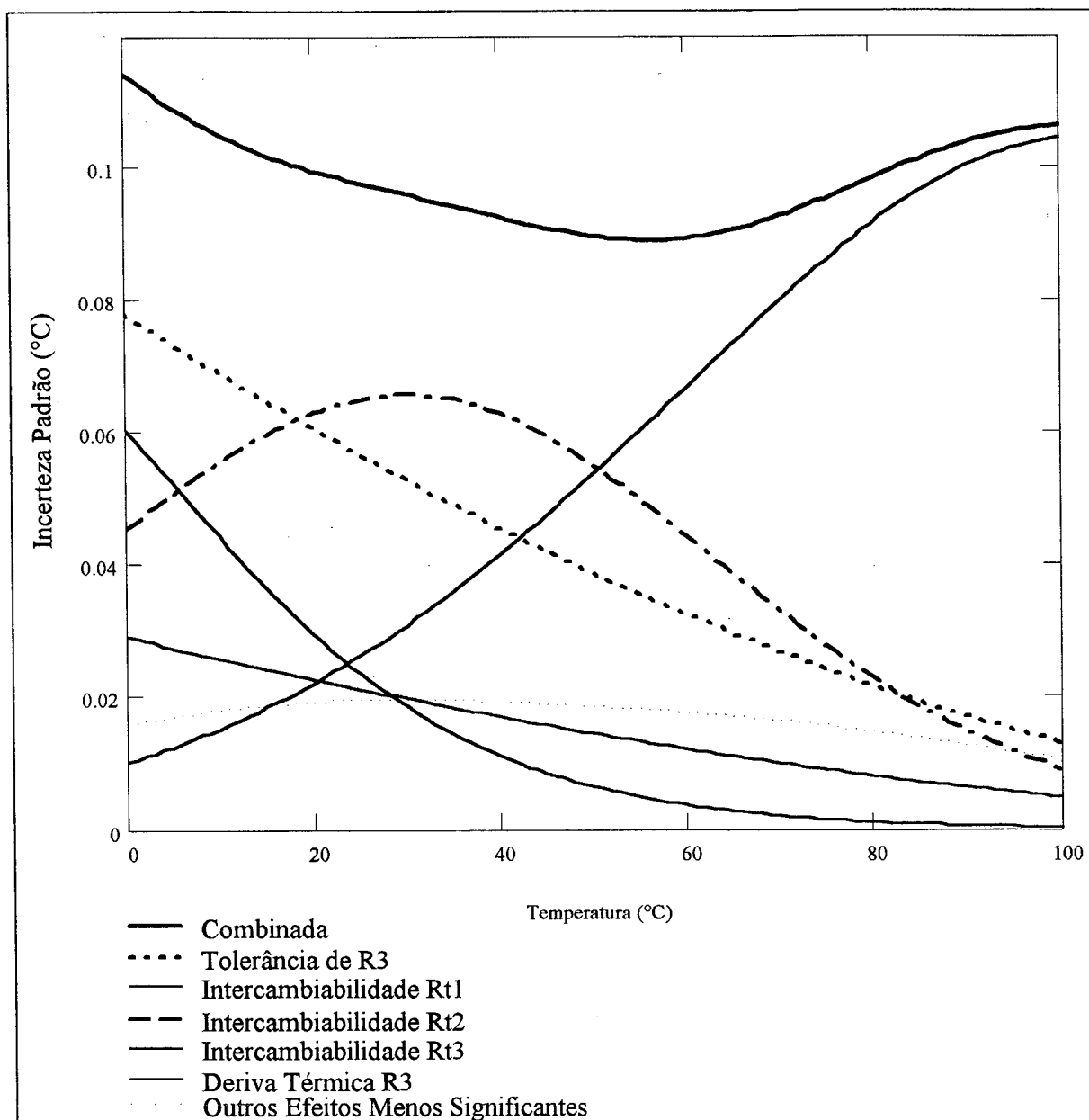


Figura 4-6 - Gráfico das Incertezas Padrão para o Melhor Circuito Encontrado

O Algoritmo Genético mostrou-se adequado para resolver o problema em questão e facilmente aplicável a um número qualquer de termistores. Pode, também, ser aplicado em um grande número de outras situações em que seja desejável a linearização otimizada da característica de resposta de transdutores.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÕES E SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

5.1 Conclusões

O objetivo do presente trabalho foi o de investigar o potencial de aplicação de técnicas disponíveis na Inteligência Artificial nas atividades do Processo de Medição, com ênfase em Confiabilidade Metrológica.

Não foi encontrada em toda a bibliografia pesquisada nenhuma obra que reunisse informações sistematizadas sobre as principais técnicas atuais de Inteligência Artificial. Assim, foi apresentado no capítulo 2 um apanhado das técnicas disponíveis na área de Inteligência Artificial existentes até o momento. São elas: Sistemas Especialistas (SE), Redes Neurais Artificiais (RNA), Algoritmos Genéticos (AG), Raciocínio Baseado em Casos (RBCa) e Lógica Difusa (LD). Não é intenção deste trabalho ser uma obra definitiva sobre qual o conjunto dessas técnicas ou mesmo sobre elas próprias e suas variantes, mas sim fornecer um bom guia ao metrologista, que sirva de referência para que ele tenha conhecimento sobre a aplicabilidade de cada técnica nos seus problemas metrológicos.

Conforme visto no final do capítulo 2, item 2.3.2, essas técnicas podem ser utilizadas na resolução das seguintes classes de problemas:

- classificação de padrões;
- categorização;
- aproximação de funções;
- predição;
- otimização;
- memória endereçável por conteúdo;
- controle; e,
- diagnóstico.

Foi com base nessa classificação de problemas que se estabeleceu a relação entre os problemas encontrados nas atividades dos Processos de Medição e as técnicas disponíveis em

Inteligência Artificial. Essa terminologia para a classificação de problemas mostrou-se bastante próxima daquela utilizada no meio metrológico.

Cada tipo de problema possui determinado grau de afinidade com cada uma das técnicas de Inteligência Artificial supracitadas. Esses graus de afinidade são fornecidos pela Tabela 2–4, localizada no item 2.3.3. Essa tabela, dentro do estudo deste trabalho, mostrou ser ferramenta de grande utilidade.

As oportunidades de aplicações encontradas são listadas abaixo, divididas por atividade:

Estabelecimento dos Requisitos do Sistema de Medição (item 3.1.3)

- a) RNA, LD, SE ou RBCa para elaborar relação de requisitos e roteiro de especificação (problema típico de Diagnóstico);
- b) RBCa para, a partir de uma relação de requisitos e de uma coletânea de especificações já existentes, selecionar amostras de como especificar cada requisito (problema típico de Diagnóstico);

Projeto do Processo de Medição (item 3.2.4)

- c) SE para orientar a seleção de estratégias de medição, de acordo com a instrumentação disponível, com as condições ambientais e características intrínsecas do mensurando (problema típico de Diagnóstico);
- d) SE, RNA ou LD para auxiliar na obtenção de alternativas na seleção de transdutores e sistemas de medição (problema típico de Diagnóstico e Aproximação de Funções);
- e) LD, SE ou RBCa para implementar uma aplicação que oriente o técnico metrologista a executar uma alteração nas considerações de uma determinada fonte de incerteza (problema típico de Diagnóstico);
- f) AG para minimizar os erros provenientes do arranjo dos componentes ou módulos, como por exemplo, o erro de linearidade residual (problema típico de Otimização);

As aplicações indicadas nos itens (c), (d) e (e) devem estar integradas a um ambiente (software) de Projeto do Processo de Medição;

Avaliação de Incerteza (item 3.3.3)

- g) SE para sugerir e LD para avaliar fontes de erros em tarefas de medições (problema típico de Diagnóstico);
- h) RNA ou RBCa para fornecer estimativas de incertezas para tarefas de medições a partir de estimativas anteriores realizadas para a mesma tarefa (típico problema de Aproximação de Funções);

Validação de Medições (item 3.4.3)

- i) RNA, SE ou LD para seleção de um modelo estatístico de distribuição dos resultados de medições (típico problema de Classificação de Padrões e Diagnóstico);
- j) RNA para validar individualmente os resultados de medição de um Sistema de Medição de uma grandeza derivada (problema típico de Aproximação de Função);

Calibração de Sistemas de Medição (item 3.5.8)

- k) SE, RNA ou LD para auxiliar na seleção de sistemas de medição padrão (problema típico de Diagnóstico e Aproximação de Funções);
- l) AG para determinar o número de pontos de calibração e sua distribuição ao longo da faixa de medição, em sistemas de medição que atuam sob influência de algumas poucas fontes controláveis de ruído (problema típico de Otimização) [107];
- m) RBCa para determinar o número de ciclos de medição, a partir de comparações com calibrações anteriores similares (problema típico de Aproximação de Funções);
- n) SE ou LD para determinar alterações nos intervalos de calibração (típico problema de Predição) [66];
- o) SE para sugerir intervalos de calibração iniciais, a partir do conhecimento contido em normas, de orientações de fabricantes e do conhecimento específico da aplicação do sistema de medição (problema típico de Diagnóstico);

Interpretação de Resultados de Medição (item 3.6.3)

- p) SE, LD, RNA ou RBCa para automatizar a tomada de decisão quando não for possível decidir sobre a conformidade ou não conformidade de produtos ou processos (problema típico de Diagnóstico).

Para as oportunidades em que são indicadas duas ou mais técnicas, a decisão pelo uso de uma delas dependerá do tipo de informação disponível no ato da implementação.

Vale salientar ainda que o grau de viabilidade de implementação de cada oportunidade identificada aumenta com o grau de especialização da atividade; assim, por exemplo, um sistema especialista que auxilie na *especificação de características de transdutores para a medição de temperatura de um forno a rolo de queima de material cerâmico vermelho* será muito mais factível e terá melhores resultados do que um sistema especialista que trata da *especificação de características de sistemas de medição de temperatura* de uma maneira geral.

Entretanto existem situações onde a aplicação das técnicas de Inteligência Artificial aqui estudadas pode não ser possível. Outras vezes, ela pode ser dispensada pela existência de um método mais determinístico ou mais apropriado de resolução. Por exemplo, não são indicadas aplicações nas seguintes situações estudadas:

- a) Quanto ao **Estabelecimento dos Requisitos do Sistema de Medição (item 3.1.3)**, complementar cada especificação e verificar se cada uma dessas está completa ainda seriam, na visão deste trabalho, tarefas legadas ao técnico metrologista, devido ao caráter criativo que a tarefa possui;
- b) Quanto à **Validação de Medições (item 3.4.3)**, não cabe sugestão de aplicação de técnicas de Inteligência Artificial no teste de adequação do modelo estatístico escolhido para representar os resultados de medição, pois a estatística já trata muito bem dessa questão, conforme foi observado no item 3.4.1;
- c) Ainda quanto à **Validação de Medições**, também não cabe sugestão para o problema de comparação entre parâmetros estimados e observados de um conjunto de resultados de medição, haja vista que a estatística dispõe de testes robustos para este problema (o teste 't', por exemplo);

- d) Por último, quanto à **Interpretação de Resultados de Medição (item 3.6.3)**, para o problema de dúvida sobre a conformidade ou não de Sistemas de Medição, o uso de técnicas de Inteligência Artificial não é necessário, pois esse tipo de avaliação possui alternativas que dispensam a área de dúvida entre a conformidade ou não do sistema de medição, conforme mostrado no item 0.

No estudo de caso desenvolvido foi demonstrado o potencial de utilização da técnica de Algoritmos Genéticos para a solução de problemas metrológicos. De modo mais específico, esse estudo foi aplicado ao problema de seleção de instrumentos na linearização de termistores, dentro da atividade de Projeto do Processo de Medição.

Alguns resultados obtidos merecem destaque:

- a) erros de linearidade menores do que $0,05\text{ }^{\circ}\text{C}$ e sensibilidade de $-30\text{ }\Omega/^{\circ}\text{C}$, numa faixa de medição de (0 a $100\text{ }^{\circ}\text{C}$), através de combinações possíveis de termistores existentes no mercado;
- b) sensibilidade maior e erro de linearidade inferior ($-132\text{ }\Omega/^{\circ}\text{C}$ e $0,05\text{ }^{\circ}\text{C}$, respectivamente) aos oferecidos por um circuito comercial selecionado para comparação ($-129\text{ }\Omega/^{\circ}\text{C}$ e $0,09\text{ }^{\circ}\text{C}$), que representa o estado da arte em termos de circuitos linearizados, numa faixa de medição de (-50 a $+50\text{ }^{\circ}\text{C}$);
- c) ainda considerando o mesmo circuito comercial, obteve-se melhores valores de sensibilidade (aproximadamente $-152\text{ }\Omega/^{\circ}\text{C}$) e erros de linearidade extremamente menores (inferiores a 1 mK), quando a faixa de medição foi reduzida para (10 a $30\text{ }^{\circ}\text{C}$); se for suportado um erro de linearidade em torno de $0,01\text{ }^{\circ}\text{C}$, pode-se alcançar sensibilidades em torno de $-220\text{ }\Omega/^{\circ}\text{C}$.

Conforme verificado, o procedimento desenvolvido permite que um circuito comercialmente disponível possa ser adequado às necessidades metrológicas do usuário, como por exemplo, uma sensibilidade maior ou uma faixa de medição menor.

A técnica de Algoritmo Genético pode ser aplicada a outras situações em que seja desejável a linearização otimizada da característica de resposta de transdutores, desde que as condições para a aplicação dessa técnica sejam respeitadas.

O estudo de caso mostrou que, operacional e metrologicamente, técnicas de Inteligência Artificial podem ser utilizadas com vantagem dentro da área metrológica.

Não é objetivo deste trabalho o levantamento sobre os benefícios financeiros, econômicos e até sociais decorrentes das implementações sugeridas. Tampouco houve a preocupação de quantificar os respectivos custos de implementação, haja vista que, com muita probabilidade, o principal item na composição dos custos será conseqüente do tempo necessário para a devida implementação, item não passível de dimensionamento no presente trabalho. Entretanto, é evidente que a implementação dessas aplicações trará maior facilidade ao metrologista no trato de suas atividades cotidianas, o que certamente trará alguns dos benefícios acima citados.

Durante a pesquisa bibliográfica verificou-se um grande número de publicações envolvendo alguma das técnicas aqui estudadas em áreas afins da Metrologia (Automação e Controle, por exemplo); entretanto o mesmo não aconteceu na própria área de Metrologia. Também não foram encontrados softwares (programas de computador) que fizessem uso de alguma destas técnicas aplicadas à Metrologia. É uma suposição deste trabalho que isso ocorre devido ao fato da ciência metrológica ter tomado maior vulto muito recentemente, estando todo o campo de pesquisa ainda a ser explorado.

Essa lacuna entre a Metrologia e a Inteligência Artificial requer maior número de estudos no sentido de melhor aproveitar as tecnologias disponíveis e buscar maior número de suas aplicações. Da mesma forma, reconhece-se que o desenvolvimento de aplicações bem sucedidas requer uma cooperação mais estreita entre estas duas diferentes competências.

Poder-se-ia perguntar, finalmente, sobre qual ou quais técnicas de Inteligência Artificial encontram maior aplicação no meio metrológico, bem como quais encontram menor aplicação. Na dimensão deste trabalho, essa difícil questão não pôde ser respondida. O que pôde-se perceber, apenas, é que para todas as técnicas foi possível encontrar várias oportunidades de aplicação dentro da Metrologia; um estudo mais específico sobre cada uma das técnicas certamente encontrará muitas outras. A partir disso, conclui-se que as técnicas de Inteligência Artificial encontram larga aplicação nos problemas da Metrologia, especialmente naqueles das atividades dos Processos de Medição.

5.2 Sugestões para Trabalhos Futuros.

É intenção deste trabalho que, a partir das oportunidades de aplicações levantadas neste trabalho, possam ser iniciados novos trabalhos de investigação das tecnologias sobre os problemas metrológicos. Assim a primeira sugestão para futuros trabalhos que surge deste trabalho é a implementação de cada uma dessas oportunidades.

A próxima sugestão, que é consequência da primeira, é realizar o levantamento dos custos e dos benefícios decorrentes das implementações sugeridas, itens não avaliados neste trabalho.

A Inteligência Artificial é, assim como a Metrologia, uma ciência com constantes descobertas e inovações. Desta forma, a próxima sugestão é acompanhar e atualizar, sempre que necessário, a lista de técnicas de Inteligência Artificial, verificando onde pode ser possível aplicar essa nova tecnologia dentro da área metrológica. Da mesma forma, um novo enfoque dentro da Metrologia também deve promover revisões no conteúdo deste trabalho.

Algumas oportunidades de aplicação encontradas estão integradas a um ambiente (software) de Projeto do Processo de Medição. É sugestão deste trabalho que se implemente tal ambiente, de forma que as aplicações, chamadas aqui de *orientadores*, possam ser desenvolvidas. Além disso, pode-se procurar por outras tarefas do projeto de processo de medição onde o uso desses *orientadores* seja interessante.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] BISHOP, Chris M. Neural Networks and their Applications. Review of Scientific Instruments, vol. 65, n. 6, p. 1803-1832, jun. 1994.
- [2] MARKS II, Robert J. Fuzzy Logic Technology and Applications. New York: IEEE, 1994.
- [3] ADACHI, Tatsuyasu; KAMIGAKI, Toshio; OKAWA, Yoshikuni. Application of the Case-Based Learning to Measuring Signs Painted on Road Surfaces. IMEKO TC7 Intelligent Symposium on AIMaC'91, p. 61-66, Kyoto, Japão: 1991.
- [4] RODRIGUES FILHO, Ilson Wilmar. Aplicação da Inteligência Artificial na Engenharia Rodoviária. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas. Florianópolis: 1990.
- [5] PACHECO, Roberto. Chapter 3: Artificial Intelligence Technologies. In: PACHECO, Roberto. A Hybrid Intelligent System for Diagnosing and Solving Financial Problems. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas. Florianópolis: p. 18-48, 1996.
- [6] RICH, Elaine. Inteligência Artificial. São Paulo: McGraw-Hill, 1988.
- [7] MEDSKER, L. Chapter 1: Overview of Intelligent Systems. In: MEDSKER, L. Hybrid Intelligent Systems. Boston: Kluwer Ac. Pub., p. 1-15, 1995.
- [8] TAFNER, Malcon Anderson; XEREZ, Marcos de; RODRIGUES FILHO, Ilson Wilmar. Redes Neurais Artificiais: Introdução e Princípios de Neurocomputação. Blumenau: EKO: Editora da FURB, 1996.
- [9] HAYKIN, S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. New York: Macmillan College Publishing Company, 1994.

- [10] ROSS, Timothy J. Fuzzy Logic with Engineering Applications. New York: McGraw-Hill Inc., 1995.
- [11] MITCHELL, Melanie. An Introduction to Genetic Algorithms. Cambridge: MIT Press, 1996.
- [12] SCHANK, Roger. Dynamic Memory; a Theory of Reminding and Learning in Computers and People. Cambridge: Cambridge University Press, 1982.
- [13] KANDEL, A.; LANGHOLZ, G. Hybrid Architectures for Intelligent Systems. Kandel, A.; Langholz, G., Boca Raton, CRC: 1992.
- [14] HONAVAR, V.; UHR, L. Preface. Artificial Intelligence and Neural Networks, Steps Toward Principled Integration. Honavar, V. and Uhr, L., San Diego, CA: Academic Press, Inc., p. xiii-xvi, 1994.
- [15] HONAVAR, V. Chapter XXV: Towards Learning Systems that Integrate Different Strategies and Representations. Artificial Intelligence and Neural Networks, Steps Toward Principled Integration. Honavar, V. and Uhr, L., San Diego, CA: Academic Press, Inc., p. 615-644, 1994.
- [16] RABUSKE, Renato Antônio. Inteligência Artificial. Florianópolis: Editora da UFSC, 1995.
- [17] LAPOLLI, Flávio Rubens. Sistema Especialista Difuso para Controle de Estações de Tratamento de Esgotos pelo Processo de Iodos Ativados. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas. Florianópolis, 1993.
- [18] SCHILDT, Herbert. Advanced Turbo Prolog. Berkley: McGraw-Hill, 1987.
- [19] HARMON, Paul; KING, David. Sistemas Especialistas. Rio de Janeiro: Editora Campus, 1988.

- [20] SILVA, Antônio Carlos da. Uma Proposta de Sistema Especialista em Substituição de Manutenção de Equipamentos. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas. Florianópolis: 1991.
- [21] WATERMAN, D. A. A Guide to Expert Systems. New York: Addison Wesley, 1986.
- [22] YANG, Hong-Tzer; CHANG, Wen-Yeau; HUANG, Ching-Lien. On-Line Fault Diagnosis of Power Substation Using Connectionist Expert System. IEEE Transactions on Power Systems, vol. 10, n. 1, p. 323-331, fev. 1995.
- [23] VANDER, David; MAHDAVIAN, Mehdi. Application of Expert Systems in Selection of Measuring Instruments. IMEKO TC7 Intelligent Symposium on AIMaC'91, p. 85-90, 1991.
- [24] FAUSETT, Laurene. Fundamentals of Neural Networks. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall, Inc., 1994.
- [25] LOESCH, Cláudio; SARI, Solange Teresinha. Redes Neurais Artificiais: Fundamentos e Modelos. Blumenau: Editora da FURB, 1996.
- [26] PAL, Sankar; SRIMANI, Pradip. Neurocomputing: Motivation, Models and Hybridization. Computer, vol. 29, n. 3, p. 24-28, mar. 1996.
- [27] CICHOCKI, Andrzej; UNBENHAUEN, R. Neural Networks for Optimisation and Signal Processing. New York: John Wiley & Sons, 1993.
- [28] JAIN, A. K.; MAO, J. Neural Networks and Their Applications. Review of Scientific Instruments, vol. 65, n. 6, p. 1803-1832, jun. 1994.
- [29] WELSTEAD, Stephen T. Neural Network and Fuzzy Logic Applications in C/C++. New York: John Willey & Sons, 1994.
- [30] WETTSCHERECK, D.; DIETTERICH, T. Improving the Performance of Radial Basis Function Networks by Learning Center Locations. Advances in Neural

Informations Processing System 4. Moody, J. E., Hansen S.J., and Lippmann, R., p. 1133-1140, 1992.

- [31] TODESCO, José Leomar. Capítulo 3: Classificação de Padrões e Redes Neurais Artificiais. In: PACHECO, Roberto. Reconhecimento de Padrões Usando Rede Neuronal Artificial com uma Função de Base Radial: uma Aplicação na Classificação de Cromossomos Humanos. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas. Florianópolis: 1995.
- [32] BARRETO, Jorge Muniz. Inteligência Artificial no Limiar do Século XXI. ppp Edições, Florianópolis: 1997.
- [33] TOSHINORI, Munakata; JANI, Yashvant. Communications of the ACM: Fuzzy Systems. Communications of the ACM, vol. 37, n. 3, p. 69-76, New York, mar. 1994.
- [34] NATIONAL INSTRUMENTS. Measurement and Automation Catalogue. Austin, TX: p. 93-94, 1999.
- [35] THE MATH WORKS INC. MATLAB: User's Guide for Microsoft Windows: High-Performance Numeric Computation and Visualization Software. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1992.
- [36] AAMODT, A.; PLAZA, E. Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations and System Approaches. AICom - AI Communications, vol. 7, p. 39-59, 1994.
- [37] WEBER-LEE, Rosina. Raciocínio Baseado em Casos. Apostila da Disciplina de RBC, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas. Florianópolis: 1997.
- [38] ALLEN, Bradley P. Communications of the ACM: Fuzzy Systems. Communications of the ACM, vol. 37, n. 3, p. 40-42, New York, NY, mar. 1994.

- [39] KOLODNER, Janet. Case-Based Reasoning. Los Altos/CA: Morgan Kaufmann, 1993.
- [40] WATSON, Ian D. Case-Based Reasoning Development Tools: a Review. 1998.
- [41] FOGEL, David B. Evolutionary Computation - Towards a New Philosophy of Machine Intelligence. New York: IEEE Press, 1995.
- [42] GOLDBERG, David E. Genetic Algorithms in Search, Optimisation and Machine Learning. Massachusetts: Addison-Wesley Reading, 1989.
- [43] HECKMANN, Jacques; PIVETTA, Leticia; BORGES, Paulo Sérgio S. Computação Evolucionária: Uma Abordagem Introdutória. Mendoza, Argentina: 1998.
- [44] WHITLEY, D. A Genetic Algorithm Tutorial. vol. 4, p. 65-85, 1994.
- [45] MCCORMICK, John. Genetic Algorithm Technology Gives AI a Boost. Government Computer News, vol. 16, p. 31-32, fev. 1997.
- [46] JOHNSON, R. Colin. Genetic Algorithms Seen as Design Tool. Electronic Engineering Times, n. 917, p. 33-33, set. 1996.
- [47] KERSTETTER, Jim. Genetic Algorithms find home in manufacturing; SynQuest pursues planning app. PC Week, vol. 13, n. 39, p. 12, set. 1996.
- [48] ISO/ABNT NBR 9000-1. Normas de gestão da qualidade e garantia da qualidade Parte 1: Diretrizes para seleção e uso. ABNT, Rio de Janeiro, RJ, 1994.
- [49] ISO/ABNT NBR 9001. Sistemas da Qualidade - Modelo para garantia da qualidade em projeto, desenvolvimento, produção, instalação e serviços associados. ABNT, Rio de Janeiro, RJ, dez. 1994.
- [50] ISO/ABNT NBR 9002. Sistemas da Qualidade - Modelo para garantia em produção, instalação e serviços associados. ABNT, Rio de Janeiro, RJ, 1994.
- [51] ISO/ABNT NBR 9003. Sistemas da Qualidade - Modelo para garantia da qualidade em inspeção e ensaios finais. ABNT, Rio de Janeiro, RJ, 1994.

- [52] ISO/ABNT NBR 9004-1. Gestão da qualidade e elementos do sistema da qualidade Parte 1: Diretrizes. ABNT, Rio de Janeiro, RJ, dez. 1994.
- [53] INMETRO. Vocabulário Internacional de Termos Fundamentais e Gerais de Metrologia. Versão Brasileira do "*Vocabulary of Basic and General Terms in Metrology*" publicado em 1993 pela ISO/IEC/OIML/BIPM. Rio de Janeiro, RJ., mar. 1995.
- [54] PARK, Young Moon; KIM, Gwang-Won; SOHN, Jin-Man. A Logic Based Expert System (LBES) for Fault Diagnosis of Power System. IEEE Transactions on Power Systems, vol. 12, n. 1, p. 363-369, 1997.
- [55] VÁZQUEZ M., Ernesto; CHACÓN, Oscar L.; ALTUVE, Héctor J. An On Line Expert System for Fault Section Diagnosis in Power Systems. IEEE Transactions on Power Systems, vol. 12, n. 1, p. 357-362, 1997.
- [56] DEMUTH, Howard; BEALE, Mark. Neural Network Toolbox. Natick, Massachusetts: The MathWorks, Inc., 1994.
- [57] LAMBERT-TORRES, Germano; SILVA, Alexandre Pinto Alves da. Aplicação de Sistemas Inteligentes em Engenharia de Potência. Controle Automação - Revista da Sociedade Brasileira de Automática, vol. 5, n. Único, p. 144-152, 1994.
- [58] FLESCHE, Carlos Alberto; GALAZ, M. J. Determinação da Função Beta e sua Aplicação na Metrologia. Anais do XIII Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica, Belo Horizonte - MG, 1995.
- [59] FLESCHE, Carlos Alberto; FRANÇA, L. R. G. Sistema de Gerenciamento de Instrumentos de Controle Geométrico: Caracterização e Desenvolvimento de um Protótipo. Anais do XII Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica, vol. 3, p. 1551-1554, Brasília - DF, dez. 1993.
- [60] ZINGALES, Giuseppe; NARDUZZI, Claudio. The Role of Artificial Intelligence in Measurement. Internal Symposium on AIMaC'91, p. 3-12, Japão: 1991.

- [61] SYDENHAM, P. H. Structured Understanding of the Measurement Process - Part 1: Holistic View of the Measurement System. Measurement, vol. 3, n. 3, p. 115-120, 1985.
- [62] SYDENHAM, P. H. Structured Understanding of the Measurement Process - Part 2: Development and Implementation of a Measurement Process Algorithm. Measurement, vol. 3, n. 4, p. 161-168, 1985.
- [63] FLESC, Carlos Alberto; SOARES, Luiz, Jr. Metodologia para Uniformização no Tratamento das Questões Metroológicas em Sistemas de Garantia da Qualidade. Anais em CD-ROM do XII Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica, Águas de Lindóia, SP, 1999.
- [64] FLESC, Carlos Alberto; CAMARANO, Denise das Mercês. Proposta de Metodologia de Seleção dos Módulos Físicos e Lógicos de um Processo de Medição Automatizado de Temperatura com Transdutores dos Tipos Termopar, Termorresistor e Termistor. Anais do XII Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica, vol. 3, p. 269-274, Brasília - DF, 1993.
- [65] FLESC, Carlos Alberto; TRONCOSO, L. S. Sistematização da Análise das Fontes de Erros na Multiplexação Automatizada de Extensômetros Resistivos. Anais do V Congresso Nacional de Ingeniería Mecánica, Punta Arenas, Chile, 1992.
- [66] FLESC, Carlos Alberto; SCAVONE, Renato. Aplicacion de Sistemas Expertos para Determinar Intervalos de Calibracion de Instrumentos de Medicion en Bancos de Ensayo. Informacion Tecnologica - Revista Internacional - Separata Vol. 9 N° 2 - ISSN 0716-8756. vol. 9, n. 2, p. 169-176, Chile, 1998.
- [67] FLESC, Carlos Alberto; CAMARANO, D. M. Methodology to Adjust Calibration Intervals of Temperature Electric Transducer. Anais do XIII IMEKO World Congress, Itália, 1994.
- [68] GONÇALVES JR., A. A. Metrologia - Parte 1. Apostila utilizada no curso de Pós-Graduação em Metrologia Científica e Industrial da UFSC. Florianópolis - SC, 1997.

- [69] COOK, Stephen C. A methodology for Formulating Measuring Instrument Specifications. Elsevier Science Publishers B. V., Measurement, vol. 11, p. 1-31, London, 1993.
- [70] CAMARANO, Denise das Mercês. Procedimentos Aplicáveis à Garantia da Qualidade Metrológica dos Resultados na Termometria Automatizada com Termopar e Sensores Resistivos. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica. Florianópolis: 1993.
- [71] FLUKE CORPORATION. Understanding and Comparing Instrument Specifications. Article adapted from Chapter 31: Instrument Specifications of book "Calibration: Philosophy in Practice, Second Edition" Artigo recuperado da página da Internet www.fluke.com. 1998.
- [72] DOEBELIN, E. O. Measurement Systems: Application and Design. Four edition. McGraw-Hill Publishing Company, USA, 1990.
- [73] FRANÇA, L. R. G. Sistema de Gerenciamento de Instrumentos de Controle Geométrico: Caracterização e Desenvolvimento de um Protótipo. Dissertação de Mestrado em Engenharia Mecânica. UFSC, Florianópolis - SC: 1993.
- [74] BLANK, Martim. Sistematização das Especificações Metrológicas em Sistemas Automatizados de Aquisição de Sinais. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Florianópolis - SC: 1996.
- [75] SCAVONE, Renato. Técnicas de Auxílio à Garantia da Confiabilidade Metrológica em Bancadas Automatizadas de Ensaio. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Florianópolis - SC: nov. 1994.
- [76] ISO/TR 14253-2. Geometrical Product Specifications (GPS) - Inspection by Measurement of Workpieces and Measuring Equipments - Part 2: Guide to the

Estimation of Uncertainty of Measurement in Calibration of Measuring Equipment and Product Verification. Genève, Switzerland, 1997.

- [77] SOARES, Luiz, Jr. Confiabilidade Metrológica no Contexto da Garantia da Qualidade Industrial: Diagnóstico e Sistematização de Procedimentos. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Metrologia Científica e Industrial. Florianópolis: 1999.
- [78] ISO/IEC GUIDE 25. General Requirements for the Competence of Testing and Calibration Laboratories. Draft Revision for Comments of CASCO Members. Fourth Edition. Documento Recuperado da Internet www.nrlm.go.jp/knmac69/ISOIECall.html. Genève, Switzerland, 1997.
- [79] ISO/ABNT NBR 10012-1. Requisitos de Garantia da Qualidade para Equipamentos de Medição - Parte 1: Sistema de Comprovação Metrológica para Equipamento de Medição. ABNT, Rio de Janeiro, RJ, nov. 1993.
- [80] CERTI. Elaboração de Procedimentos de Calibração e/ou Ensaio. Apostila do Curso CM-039 CMCQ. Florianópolis - SC, nov. 1997.
- [81] BIPM; IEC; IFCC; ISO; IUPAC; IUPAP; OIML. Guia para Expressão da Incerteza de Medição. Segunda edição Brasileira do "*Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement*". Rio de Janeiro, RJ: Programa RH-Metrologia, 1998.
- [82] ALLIPI, Cesare; FERRERO, Alessandro; PIURI, Vincenzo. Artificial Intelligence for Measurements & Applications. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, p. 9-17, jun. 1998.
- [83] LIN, Zone-Ching; LIU, Quinning-Yueh. Selection of Coordinate Measuring Machines by the Neural Network Method. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, p. 42-55, 1997.
- [84] BARP, Alexandre Moraes; HECKMANN, Jacques R.; FLESCHE, Carlos Alberto. Aplicação de Algoritmos Genéticos na Linearização de Termistores. VII ENCIT -

- Congresso Brasileiro de Engenharia e Ciências Térmicas, p. 732-737, Rio de Janeiro, 1998.
- [85] PÉREZ, A. M. S. La Metrologia como Suporte Básico de los Sistemas de Calidad Industriales. VI Congreso Nacional de Ingeniería Mecánica. 1999.
- [86] FLESCHE, Carlos Alberto. Metrologia. Apostila aplicada no Curso de Engenharia Mecânica UFSC-LABMETRO. Florianópolis - SC, jul. 1998.
- [87] CERTI. Calibração e Certificação de Instrumentos da Metrologia Dimensional. Apostila do Curso CM-072 CMCQ. Florianópolis - SC, jul. 1998.
- [88] EURACHEM. Quantifying Uncertainty in Analytical Measurement. First edition in English ISBN 0-948926-08-2. UK, 1995.
- [89] HANSEN, H. Norgaard. A Database System for Uncertainty Estimation in Coordinate Metrology. 6th IMEKO Symposium, p. 215-220, 1998.
- [90] FLESCHE, Carlos Alberto; SCAVONE, Renato. Aplicação das Técnicas de Taguchi na Garantia da Qualidade dos Resultados em Bancadas de Ensaio. Anais do VI Congresso Nacional de Engenharia Mecânica, Santiago, Chile, 1994.
- [91] WADSWORTH, Harrison M. Handbook of Statistical Methods for Engineers and Scientists. New York: McGraw-Hill, Inc., 1989.
- [92] SPIEGEL, Murray R. Estatística. Rio de Janeiro: Ao Livro Técnico S.A., 1968.
- [93] JOHNSON, Richard A. Miller and Freund's Probability and Statistics for Engineers. Englewood Cliffs, New Jersey: Prentice-Hall International, Fifth Edition, 1994.
- [94] ISO 3534-1. Statistics - Vocabulary and Symbols Part 1: Probability and General Terms. ISO. Genève, Switzerland, 1993.
- [95] MONTGOMERY, Douglas C. Design and Analysis of Experiments. Fourth Edition. John Wiley & Sons, Inc. Arizona, USA, 1996.

- [96] ABNT - ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR 10538 - Interpretação Estatística de Dados - Testes de Normalidade. Rio de Janeiro, RJ, nov. 1988.
- [97] THEISEN, Álvaro Medeiros Farias. Fundamentos da Metrologia Industrial: Aplicação no Processo de Certificação ISO 9000. Primeira Edição. Programa RH-Metrologia, Porto Alegre, RS, 1997.
- [98] BOCK, Wojtek J.; PORADA, Eugeniusz; BEAULIEU, Mario; FTIMOV, Tinko A. Automatic Calibration of a Fiber-Optic Strain Sensor Using a Self-Learning System. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, vol. 43, n. 2, p. 341-346, abr. 1994.
- [99] SCHOELER, Nelson; VEIGA, Celso Luiz Nickel; FIDÉLIS, Gilberto Carlos; SCAVONE, Renato. Qualificação e Certificação de Instrumentos de Medição. Apostila do Curso. Florianópolis: Fundação CERTI, 1996.
- [100] MILITARY STANDARD. MIL-STD-45662A Calibration Systems Requirements. Washington, DC, 8 jan. 1988.
- [101] ALMEIDA, Marilda; DE LUCA, Júlio Cesar; YUKI, Mauro Mitio; SANTOS, Ricardo A. Pralon. Qualidade Auxiliada pelo Computador - CAQ. Apostila do Curso. Florianópolis: Fundação CERTI, 1994.
- [102] FLESCHE, Carlos Alberto; CAMARANO, Denise das Mercês. Intervalo de Calibración de Termopares, Termo-resistencias y Termistores. Informacion Tecnologica - Revista Internacional - Vol. 7 N° 2 ISSN 0716-8756. p. 177-184, Chile, 1996.
- [103] GREB, Donald J. Optimizing Calibration Intervals. Standards Laboratory Conference NBS Special Publication 335. p. 73-79, Washington D. C., 1970.
- [104] SCHUMACHER, R. B. F. Keys to Optimum Calibration Intervals. Standards Laboratory Conference, NBS Special Publication 335. p. 57-64, Washington, D.C., 1970.

- [105] SCHUMACHER, R. B. F. Recalibration Cycles and Goals at Rockwell International Corporation in Anaheim. Document X86-935/101. jun. 1986.
- [106] GLASSMAN, J. Intervals by Exception. Standards Laboratory Conference NBS Special Publication 335. p. 65-72, Washington, D.C., 1970.
- [107] WEREMCZUK, Jerzy. Genetic Algorithm for Smart Sensors Calibration under Disturbing Condition. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement - Technology Conference, Ottawa, Canada, 1997.
- [108] DURAKBASA, M. Numan. Flexible Management and Intelligent Confirmation of Measuring Equipment. 6th IMEKO Symposium, p. 793-798, 1998.
- [109] CERTI. Procedimento Geral para Elaboração de Documentação de Resultados. Procedimento Administrativo PA-026 - Revisão 002. Florianópolis, SC, jun. 1997.
- [110] MICT/INMETRO. Procedimento para Elaboração dos Certificados Emitidos pelos Laboratórios da RBC. Documento RBC N°002 - Revisão 08. Rio de Janeiro, RJ, 5 jun. 1997.
- [111] ISO/FDIS 14253-1. Geometrical Product Specifications (GPS) - Inspection by Measurement of Workpieces and Measuring Equipment Part 1: Decision Rules for Proving Conformance or Non-conformance with Specification. Genève, Switzerland, 1997.
- [112] DIAMOND, J. M. Linearization of Resistance Thermometers and Other Transducers. Review of Scientific Instruments, vol. 41, n. 1, p. 53-60, 1970.
- [113] WHITE, D. R. The Linearization of Resistance Thermometers. Journal of Physics E: Scientific Instruments, vol. 17, p. 381-385, 1984.
- [114] BROUGHTON, M. B. Analysis and Design of Almost-Linear One-Thermistor Thermistor Thermometer. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, vol. IM-23, n. 1, p. 1-5, 1974.

- [115] TROLANDER, H. W. Reproducibility, Stability and Linearization of Thermistor Resistance Thermometers. Temperature Its Measurement and Control in Science and Industry. Pittsburgh, PA: USA: L. G. Rubin, vol. 4, p. 997-1009, 1972.
- [116] OMEGA ENGINEERING, Inc. The Temperature Handbook. Stanford, USA: Omega Engineering, Inc., vol. 29, 1995.
- [117] CRAKAVARTY, R. K. Linearization of Thermistor Resistance-Temperature Characteristics Using Active Circuitry. Review of Scientific Instruments, vol. 48, n. 12, p. 1645-1649, 1977.
- [118] SANDVIST, B. Simple, Wide Range Linear Temperature-to-Frequency Converters Using Standard Thermistor. Journal of Physics E: Scientific Instruments, n. 16, p. 261-264, 1983.
- [119] SANKARAN, P. S.; KALIYAGAVARADAN, S.; MURTI, V. G. K. Hardware Linearization of Thermistor Response Using Series-Parallel Resistors for Temperature-to-Time Conversion. Measurement Science Technology, n. 5, p. 786-788, 1994.
- [120] KHAN, A. A Novel Wide Range Linearization Approach for Thermistor Thermometer. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, vol. IM-36, n. 3, p. 763-769, 1987.
- [121] GHOSH, D.; PATRANABIS, D. Software Based Linearization of Thermistor Type Nonlinearity. IEEE Proceedings G, vol. 139, n. 3, p. 339-342, 1992.
- [122] SHEPARD, Robert; KERLIN, Thomas. Industrial Temperature Measurement. Instrument Society of America, 1982.
- [123] OMEGA ENGINEERING, Inc. Catálogo de Fabricante. (Catálogo Disponível no Endereço da Internet: www.omega.com). Omega Engineering, Inc., 1999.